

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
İŞLETME ENSTİTÜSÜ**

**YENİ BİR MÜŞTERİ KAYIP YÖNETİMİ MODELİ:
PERAKENDE SEKTÖRÜ UYGULAMASI**

DOKTORA TEZİ

Ömer Faruk SEYMEN

Enstitü Anabilim Dalı : İşletme

Enstitü Bilim Dalı : Üretim Yönetimi ve Pazarlama

Tez Danışman : Prof. Dr. Nihal SÜTÜTEMİZ

HAZİRAN - 2022

Ömer Faruk Seymen tarafından hazırlanan “Yeni Bir Müşteri Kayıp Yönetimi Modeli: Perakende Sektörü Uygulaması” başlıklı bu tez, 27/06/2022 tarihinde Sakarya Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin ilgili maddeleri uyarınca yapılan Tez Savunma Sınavı sonucunda başarılı bulunarak, jürimiz tarafından Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Nihal SÜTÜTEMİZ

Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyeleri: Prof. Dr. Tuncay YILMAZ

Sakarya Üniversitesi

Prof. Dr. Faruk Anıl KONUK

Sakarya Üniversitesi

 SAKARYA ÜNİVERSİTESİ	T.C. SAKARYA ÜNİVERSİTESİ İŞLETME ENSTİTÜSÜ TEZ SAVUNULABİLİRLİK VE ORJİNALLİK BEYAN FORMU	Sayfa : 1/1
Öğrencinin		
Adı Soyadı	:	ÖMER FARUK SEYMEN
Öğrenci Numarası	:	0460D04016
Enstitü Anabilim Dalı	:	İŞLETME
Enstitü Bilim Dalı	:	ÜRETİM YÖNETİMİ VE PAZARLAMA (DR)
Programı	:	☐ YÜKSEK LİSANS ☒ DOKTORA
Tezin Başlığı	:	Yeni Bir Müşteri Kayıp Yönetimi Modeli: Perakende Sektörü Uygulaması
Benzerlik Oranı	:	% 3
Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Benzerlik Raporu Uygulama Esaslarını inceledim. Enstitünüz tarafından Uygulama Esasları çerçevesinde alınan Benzerlik Raporuna göre yukarıda bilgileri verilen tez çalışmasının benzerlik oranının herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim. / / 20.... İmza Öğrenci		
Sakarya Üniversitesi İşletme Enstitüsü Lisansüstü Tez Çalışması Benzerlik Raporu Uygulama Esaslarını inceledim. Enstitünüz tarafından Uygulama Esasları çerçevesinde alınan Benzerlik Raporuna göre yukarıda bilgileri verilen öğrenciye ait tez çalışması ile ilgili gerekli düzenleme tarafımda yapılmış olup, yeniden değerlendirilmek üzere gsbttez@sakarya.edu.tr adresine yüklenmiştir. Bilgilerinize arz ederim. / / 20.... İmza Danışman		
Uygundur Danışman Unvanı / Adı-Soyadı: Tarih: / / 20.... İmza:		
☐ KABUL EDİLMİŞTİR ☐ REDDEDİLMİŞTİR		Enstitü Birim Sorumlusu Onayı
EYK Tarih ve No:		

ÖNSÖZ

Bu araştırmanın fikir aşamasından, tamamlanma aşamasına kadar geçen tüm süreç boyunca desteklerini benden esirgemeyen değerli danışman hocam Prof. Dr. Nihal SÜTÜTEMİZ'e, araştırma fikrinin olgunlaşması ve gelişmesi sürecinde bana destek olan saygıdeğer dostum Prof. Dr. Abdulkadir HIZIROGLU'na, bu zor süreçte yardımını esirgemeyen Dr. Öğretim Üyesi Tuğrul TAŞCI, Dr. Öğretim Üyesi Mustafa YILMAZ, Öğr. Gör. Nevzat TAŞBAŞI, Dr. Öğretim Üyesi Levent ÇALLI, Dr. Muhammed KOTAN ve Prof. Dr. İsmail Hakkı CEDİMOĞLU'na tüm akademik yaşamımda manevi destekleriyle yanımda oldukları için teşekkürü bir borç bilirim. Uzun süren bu süreçte inancını yitirmeyen, desteğini esirgemeyen ve yanımda olan aileme, sevgili eşime, kızlarım Ruveyda Erva'ya ve Dilruba Feyza'ya şükranlarımı sunarım.

Ömer Faruk SEYMEN

27.06.2022

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	iii
TABLolar LİSTESİ.....	iv
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	vi
ÖZET.....	viii
ABSTRACT	ix

GİRİŞ	1
-------------	---

BÖLÜM 1: MÜŞTERİ İLİŞKİLERİ YÖNETİMİ.....	5
---	---

1.1. Müşteri İlişkileri Yönetimi İle İlgili Kavramlar	5
1.1.1. Müşteri	5
1.1.2. Pazarlama Karması Elemanları	5
1.1.3. Müşteri Tatmini.....	9
1.1.4. Müşteri Sadakati.....	10
1.1.5. Müşteri Yaşam Boyu Değeri.....	17
1.2. Müşteri İlişkileri Yönetimi Tanımı	22
1.3. Müşteri İlişkileri Yönetiminin Ortaya Çıkışı	26
1.4. Müşteri İlişkileri Yönetiminin Amacı.....	32
1.5. Müşteri İlişkileri Yönetiminin Boyutları	36
1.5.1. Analitik MİY	36
1.5.2. Operasyonel MİY	38
1.5.3. Stratejik MİY.....	39
1.6. Müşteri İlişkileri Yönetimi Modelleri.....	39
1.6.1. IDIC Modeli	40
1.6.2. MİY Değer Zinciri Modeli.....	40
1.6.3. Payne ve Flow'un 5 Süreç Modeli	41
1.6.4. Gartner Yetkinlik Modeli	42

BÖLÜM 2: MÜŞTERİ KAYIP YÖNETİMİ.....	45
--------------------------------------	----

2.1. Müşteri Kaybı Kavramı	45
2.1.1. Müşteri Kaybının Nedenleri.....	49
2.1.2. Müşteri Kaybının Sonuçları	52
2.2. Müşteri Kayıp Yönetimi (MKY)	54
2.3. Müşteri Kayıp Yönetiminde Kullanılan Modeller ve Teknikler.....	55

2.3.1. Sınıflandırma Modellerinde Kullanılan Teknikler	56
2.3.2. Kümeleme Modellerinde Kullanılan Teknikler	61
2.3.3. Birliktelik Kuralları Modelleri	61
2.4. Müşteri Kaybı Kapsamında Yapılan Çalışmalara Yönelik Literatür İncelemesi	62
BÖLÜM 3. ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ	72
3.1. Araştırmanın Önemi	72
3.2. Araştırmanın Amacı	74
3.3. Araştırmanın Soruları	75
3.4. Araştırmanın Yöntemi	75
3.5. Araştırmanın Aşamaları	77
3.6. Araştırma Verisi ve Örneklem	82
3.7. Analizlerin Doğrulaması	83
3.8. Araştırmanın Güvenirliği ve Geçerliliği	84
3.9. Araştırmanın Kısıtları	86
BÖLÜM 4. VERİ ANALİZLERİ VE BULGULAR	89
4.1. Müşteri Tahminine Yönelik Analizler	89
4.1.1. Müşterilerin Demografik Bilgileri	89
4.1.2. Müşterilerin Alışveriş Hareketliliklerine Ait Bilgiler	91
4.1.3. Müşteri RFM Değerlerinin Normalleştirilmesi	93
4.1.4. Ortalama (Eşik) Değerlerinin Belirlenmesi	94
4.1.5. RFM ve Diğer Değişkenlerin Eklenmesi	106
4.2. Sadece RFM Değişkenleri Kullanılan Modeller İçin Veri Hazırlama Aşamaları .	106
4.2.1. Yapay Sinir Ağları Tahmin Tekniği ile Modellerin Analizi	115
4.2.2. Lojistik Regresyon Tahmin Tekniği ile Modellerin Analizi	118
4.2.3. C5.0 Tahmin Tekniği ile Modellerin Analizi	122
4.3. RFM ile Birlikte Diğer Değişkenlerin Kullanıldığı Modellerin Analizi	124
SONUÇ VE ÖNERİLER	134
KAYNAKÇA	145
EKLER	163
ÖZGEÇMİŞ	173

KISALTMALAR

AHP	: Analitik Hiyerarşi Prosesi
CART	: Classification and Regression Trees (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları)
EAA	: Eğri Altındaki Alan
İP	: İlişkisel Pazarlama
LR	: Lojistik Regresyon
MİY	: Müşteri İlişkileri Yönetimi
MYBD	: Müşteri Yaşam Boyu Değeri
PCV	: Past Customer Value (Geçmiş Müşteri Değeri)
RFM	: Recency, Frequency, Monetary (Son Geliş, Sıklık, Harcama)
ROC	: Receiver Operations Characteristics (Alıcı İşlem Karakteristiği)
SOM	: Self Organizing Maps (Öz Düzenleyici Haritalar)
SOW	: Share Of Wallet (Cüzdan Payı)
YSA	: Yapay Sinir Ağları

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 1: Geleneksel ve İlişkisel Pazarlama Farklılıkları	28
Tablo 2: Gartner Yetkinlik Modeli	43
Tablo 3: Müşteri Kaybı ile İlgili Yapılan Çalışmalar	66
Tablo 4: AHP Önem Dereceleri ve Değer Tanımları.....	79
Tablo 5: AHP Önem Dereceleri Örneği.....	80
Tablo 6: Veri Seti Değişkenleri ve Açıklamaları	82
Tablo 7: Karışıklık Matrisi.....	84
Tablo 8: Tüm Müşterilerin Demografik Bilgileri	91
Tablo 9: Dönemsel Olarak Baharat Kategorisi İçin Tutulan Müşteri Kayıtları Örneği.....	92
Tablo 10: Birinci Döneme Ait Müşterilerin Tüm Ürün Kategorilerindeki Harcama Kayıtları Örneği	92
Tablo 11: Normalleştirilmiş RFM Değerleri Örneği.....	94
Tablo 12: RFM Sınıfları ve Müşteri Profil Açıklamaları.....	95
Tablo 13: Normalleştirilmiş RFM değerleri ve Standart Ortalama Değerleri	96
Tablo 14: Standart Ortalamaya Göre Müşterilerin Aldığı Değerler	96
Tablo 15: Müşterilerin Dönemlere Göre Birleştirilmiş RFM Durumları.....	97
Tablo 16: RFM Sınıflarının Harf Dönüşümü.....	97
Tablo 17: Müşterilere Ait Harf Dönüşümü Yapılmış Sınıf Değerleri	98
Tablo 18: Müşterilerin Kayıp/Kayıp Olmama Durumu.....	98
Tablo 19: İstanbul ve Ankara Verileri Küme Sayıları ve Kümelere Üye Olan Müşteri Sayıları	99
Tablo 20: İstanbul Verisi İçin Kümelerin Farklı Dönemlerdeki RFM Değişkenlerine Göre Aritmetik Ortalamaları Örneği	100
Tablo 21: Kümeleme Ortalaması ile Oluşan Sınıflar	100
Tablo 22: RFM Değerleri Göreceli Kıyaslama Şablonu Örneği.....	101
Tablo 23: Katılımcı 1'in AHP Değerlendirmesi ve AHP Hesaplama Aşaması.....	102
Tablo 24: AHP hesaplama MS Excel Görünümü	102
Tablo 25: AHP Rasgele Endeks	103
Tablo 26: AHP Ortalama Değeri Hesaplanması	104
Tablo 27: AHP Ortalaması ile Oluşan Sınıflar.....	105
Tablo 28: YSA ile Analiz Edilen Modellerin Sınıflandırma ve AUC Değerleri	118
Tablo 29: Standart Ortalama Modeli (1. Model) Lojistik Regresyon Omnibus Testi	118

Tablo 30: Kümeleme Ortalaması Modeli (2. Model) Lojistik Regresyon Omnibus Testi	119
Tablo 31: Uzman Görüşü ile Ortalama Modeli (Önerilen Model) Lojistik Regresyon Omnibus Testi	119
Tablo 32: Model Özeti	119
Tablo 33: Lojistik Regresyon Model Çıktısı.....	121
Tablo 34: Lojistik Regresyon ile Analiz Edilen Modellerin Sınıflandırma ve EAA Değerleri	122
Tablo 35: Ortalama Modellerinin C5.0 Sınıflandırma ve EAA Sonuçları.....	123
Tablo 36: Analizde Kullanılacak Tüm Değişkenler ve Açıklamaları.....	124
Tablo 37: Standart Ortalama ile RFM ve Diğer Değişkenleri İçeren Modelin Analiz Sonuçları.....	128
Tablo 38: Kümeleme Ortalama ile RFM Sınıflandırmaları ile Diğer Değişkenleri İçeren Modelin Analiz Sonuçları	129
Tablo 39: Uzman Görüşü ile RFM Sınıflandırmaları ve Diğer Değişkenleri İçeren Modelin Analiz Sonuçları.....	131
Tablo 40: İki Aşamada Yer alan ve İçerdiği Değişkenlere Göre Modellerin Performans Genel Sonuçları.....	133
Tablo 41: Kayıp Tahmini Doğru Olan Müşterilere Ait Harcama Tutarları Örneği	142
Tablo 42: Kayıp Tahmini Doğru Olan Müşterilere Ait Demografik Bilgiler Örneği ..	143

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Beklenti Onaylamama Paradigması	10
Şekil 2: Müşteri Sadakatının Unsurları.....	12
Şekil 3: Sadakat Modelleri.....	13
Şekil 4: Müşteri Yaşam Döngüsü	17
Şekil 5: Müşteri Yaşam Boyu Değeri Hesaplama Modelleri	21
Şekil 6: İlişkisel Pazarlama Altı-Pazar Modeli.....	28
Şekil 7: MİY Evrimi	30
Şekil 8: Stratejik, Operasyonel ve Analitik MİY	36
Şekil 9: Operasyonel MİY Örnekleri.....	38
Şekil 10: MİY Değer Zinciri Modeli	41
Şekil 11: Payne ve Flow'un 5 Süreç Modeli	42
Şekil 12: Müşteri Kaybındaki %5'lik Azalmanın Müşteri Karlılığına Etkisi	49
Şekil 13: Müşteri Kayıp Nedenleri	50
Şekil 14: Yapay Sinir Ağı'nın Modelinin Çalışma Prensipleri.....	58
Şekil 15: Önerilen Kayıp Modelinin Aşamaları	77
Şekil 16: Alıcı İşlem Karakteristik Eğrisi (ROC).....	86
Şekil 17: Analiz Aşamaları.....	105
Şekil 18: Modeller Kaynak Dosya Seçimi Arayüzü	106
Şekil 19: Kaynak Dosyası ve Sürümünün Belirlenmesi.....	107
Şekil 20: Veri Türlerinin Belirlenmesi	108
Şekil 21: Kaynak Dosyanın Türlerinin Belirlenmesi Süreci	108
Şekil 22: Veri Türlerinin Okunması ve Değişken Rollerinin Belirlenmesi.....	109
Şekil 23: Özellik Seçimi Ekranı	110
Şekil 24: Standart Ortalama Tahmin Modeli (1. Model) İçin Özellik Seçimi Sonuçları	111
Şekil 25: Kümeleme ile Ortalama Tahmin Modeli (2. Model) Özellik Seçimi Sonucu	112
Şekil 26: Uzman Görüşü ile Ortalama Tahmin Modelinin (Önerilen Model) Özellik Seçimi Sonuçları.....	113
Şekil 27: Özellik Seçimi Sonrası Filtreleme ve Modellere Bağlama	114
Şekil 28: Modelin Çalıştırılması Bilgisi	114
Şekil 29: Tahmin Tekniklerinin Çıktıları	115

Şekil 30: Yapay Sinir Ağları İle RFM Standart Ortalama Tahmin Modeli.....	116
Şekil 31: Yapay Sinir Ağları İle RFM Kümeleme ile Ortalama Tahmin Modeli	117
Şekil 32: Yapay Sinir Ağları İle RFM Uzman Görüşü ile Ortalama Tahmin Modeli..	117
Şekil 33: C5.0 Sonuçları ve Kural Setleri.....	122
Şekil 34: Örnek C5.0 Kural Seti	123
Şekil 35: Modellerin Uygulanma Aşamalarının Gösterimi	164
Şekil 36: Lojistik Regresyon Modülü Ekranı	165
Şekil 37: Lojistik Regresyon Model Seçenekleri	166
Şekil 38: Lojistik Regresyon Model Çıktısı	167
Şekil 39: C5.0 Model Seçenekleri	169
Şekil 40: Yapay Sinir Ağları Model Seçenekleri	170
Şekil 41: Oto Sınıflandırıcılar Model Seçenekleri.....	171
Şekil 42: Oto Sınıflandırıcı Sonuç Çıktısı	171

Tezin Başlığı: Yeni Bir Müşteri Kayıp Yönetimi Modeli: Perakende Sektörü Uygulaması	
Tezin Yazarı: Ömer Faruk SEYMEN	Danışman: Prof. Dr. Nihal SÜTÜTEMİZ
Kabul Tarihi: 27.06.2022	Sayfa Sayısı: ix (ön kısım) + 162 (tez) + 11 (Ek)
Anabilim Dalı: İşletme	Bilim Dalı: Üretim Yönetimi ve Pazarlama
Pazarlama alanında artan rekabetin getirdiği en büyük sorunlardan biri müşteri portföyünde yaşanan kayıplar ve bu müşterilerin rakiplere yönelmesidir. Bu sebeple perakende sektöründe bu müşteri kayıplarını ve geçişlerini engellemek, sadık müşteriler yaratmak için bilişim teknolojileri araçlarını kullanmaya başlamışlardır. Özellikle bilgisayar, veri tabanı ve matematiksel modelleri barındıran istatistiksel programlar aracılığı ile firmalar, sadık olan müşterilerini tespit etmeye çalıştıkları gibi kayıp olabilecek müşterileri de tespit etme konusunda çalışmaktadırlar. Bu çalışmada perakende sektöründe faaliyet gösteren bir süpermarket zincirinden elde edilen veriler kullanılarak müşteri portföyünde yer alan müşterilerin hangilerinin kayıp olduğu, bu bilgi kullanılarak hangi müşterilerin ileriki zamanlarda kayıp olup firmayı terkedebileceklerine yönelik sınıflandırma ve tahmin tekniklerinin kullanımını içeren bir model önerisi sunulmuştur. Literatürdeki geçmiş çalışmalara göre kayıp olabilecek müşterilerin tespiti, kayıp olmalarının önlenmesi ve tekrar sadık müşteri kapsamına getirilmesini içeren tüm süreçlerin maliyetlerinin, bu müşterilerin kaybedilmesi halinde yerlerine aynı karlılıkta ve bağlılıkta yeni müşteri kazanma sürecinin maliyetine göre en az 5 veya 7 kat az olacağı belirtilmektedir. Bu sebeple kayıp olabilecek müşterilere odaklanmak hem ekonomik açıdan oldukça faydalıdır hem de yeni müşteri kazanma sürecinde karşılaşılabilecek zaman kaybı, ekonomik kayıp ve riskli durumlar önceden elimine edilmiş olacaktır. Çalışmada sunulan modellerde de perakende sektöründe uzmanların görüşlerinin ve RFM haricindeki ek değişkenlerin sınıflandırma ve tahmin modellerindeki performanslara olan etkisi incelenmiştir. Uzman görüşleri AHP yöntemini kullanılarak RFM tabanlı tahmin modellerine eklenmiştir. Çalışma sonucunda uzman görüşünün kullanıldığı modellerin sınıflandırma ve tahmin doğruluğu performans kriterlerine göre isabetli ve olumlu sonuçlar sahip olduğu ortaya çıkmıştır.	
Anahtar Kelimeler: Analitik Hiyerarşi Prosesi, Müşteri İlişkileri Yönetimi, Müşteri Kayıp Yönetimi, RFM, Veri Madenciliği	

Title of the Thesis: A New Customer Churn Management Model: Retail Sector Application	
Author: Ömer Faruk SEYMEN	Supervisor: Prof. Dr. Nihal SÜTÜTEMİZ
Date: 27.06.2022	Number of Pages: ix (pre text) + 162 (main body) + 11 (Appendix)
Department: Business	Subfield: Production Management and Marketing
One of the biggest problems brought about by the increasing competition in the field of marketing is the churn of customer portfolio and the tendency of these customers leaving to the competitors. For this reason, businesses in the retail sector have started to use information technology tools to prevent these customer churn and transitions and to create loyal customers. In particular, by means of statistical programs that contain computers, databases and mathematical models, companies try to identify their loyal customers as well as those who may be lost. In this study, using the data obtained from a supermarket chain operating in the retail sector, a model proposal is presented, which includes the use of classification and forecasting techniques for which customers in the customer portfolio are churn customers and which customers may be a churn customer in the future by using this information. According to the previous studies in the literature, it is stated that the costs of all processes including the detection of customers who may be churn, preventing them from being churn and bringing them back into the scope of loyal customers will be at least 5 or 7 times less than the cost of the process of acquiring new customers with the same profitability and loyalty, in case of loss of these customers. For this reason, focusing on customers who are likely be churn is both economically beneficial and time loss, and risky situations that may be encountered in the process of acquiring new customers will be eliminated in advance. In the models presented in the study, the effects of the opinions of the experts experienced in the retail sector and the additional variables other than RFM on the performances of the classification and estimation models were examined. Expert opinions were added to the RFM-based forecasting models using the AHP method. As a result of the study, it has been revealed that the models in which expert opinion is used have accurate and positive results according to the classification and estimation accuracy performance criteria.	
Keywords: Analytical Hierarchy Process, Customer Relationship Management, Churn Management, RFM, Data Mining	

GİRİŞ

Perakende sektöründe süpermarketlerin sürekli artması ile birlikte, firmaların yeni müşteri bulması ve mevcut müşterilerini korumaya çalışması zor ve güç bir problem olarak gün yüzüne çıkmaktadır. Bu yüzden firmalar, pazardaki bu hızlı değişiminde mevcut müşterilerinin en değerli varlıkları olduklarını hatırlamakta ve bu müşterilere ayrı bir itina göstermektedirler. Müşterileri elde tutmak sanıldığı kadar basit bir süreç değildir, çünkü kendi gözlemlerimizle bile görülmektedir ki, yeni bir süpermarketin açılması ile birçok müşteri bu yeni süpermarketin daimi müşterisi haline gelmektedir. Bu yüzden her bir perakendeci firması müşterilerinin elinden kayıp gitmemesi için müşterisini tanımak zorundadır. Müşteriyi tanımak hususunda yıllardır anketler, gözlemler yapılmasından sonra veritabanı kavramının gelişmesi ve müşterisine değer veren firmaların bu konuya ilişkin yatırım yapmasıyla beraber firmalar müşterilerine farklı imkanlar sunan süpermarket kartları vermişlerdir. Günümüzde bazı firmalar müşteri kartını kullanarak müşterileri hakkında bilgi sahibi olmakta ve bu veriler veri madenciliği ile incelendiğinde önemli ve anlamlı bilgilere ulaşmaktadırlar.

Müşteri İlişkileri Yönetimi (MİY) kapsamı içinde bulunan müşteri değeri kavramı, müşterinin firma için ifade ettiği parasal değerdir. Firmalar müşterilerini parasal değerlerine göre sadık, yeni müşteri, kayıp olmaya eğilimli vb. gibi şekillerde bölümlere ayırabilmektedirler. Firmaların gelirlerinde müşteri bölümlerinin her birinin ayrı önemi vardır. Bugünün iş dünyasında firmalarda artan geliri, yeni müşterilerden daha çok mevcut müşterilerinden kaynaklanmaktadır. Genel olarak MİY müşteri sadakatini yaratmak, mevcut müşteriyi elde tutmak, potansiyel kârlı yeni müşterilerin kazanılması ile rekabette sürdürülebilirliği ve kârlılığı artırmak için mevcut veya potansiyel müşteri davranışlarını yönetme sürecini ifade eden bir yaklaşımdır (Kumar ve Reinartz, 2012; Woodcock, 2005). Bu düşüncenin arkasında şirketlerin mevcut müşterilerle ilişkisi ve onlarla ilgili verileri mevcut olması bulunmaktadır. Mevcut müşterilerin bu öneminden durumdan dolayı sektörde MİY programları, danışmanlıkları ve yönetimleri gerekli hale gelmiştir. Yazılımcılar da MİY konusunu bir fırsat ve uygun yatırım alanı olarak görmüşler, firmaların müşterilerini elde tutma sorunlarına yönelik ve satışı arttırmaya yönelik programlar geliştirmişlerdir.

Günümüzde pazarlardaki doygunluğun firmalar tarafından kabullenilmesinden sonra, birçok firma stratejik bir adımla pazar içindeki müşterilerin kendileri için değerlerini

araştırmaya yönelmişlerdir. Firmalar yeni müşteri edinme yollarının mevcut müşterilerini elde tutma maliyetinin beş katı maliyeti olduğunun farkına vardıklarında mevcut müşterilerini elde tutma yollarına başvurmaktadırlar (Kumar ve Reinartz, 2018). Firmalar sadece müşterilerinin gelirlerini kaybetmekle kalmamakta, bu müşterileri kazanmak için daha önceden yaptıkları maliyetleri de kaybetmektedirler. (Seo vd., 2008), Amerika’da 2004 yılında pazardaki doygunluk sebebiyle firmaların rakip firma müşterilerini elde etmek için çabaladıklarını, bu müşteri kesimlerini elde etmek için kişi başı maliyetin 300\$ olduğunu, buna karşılık kendi müşterisini elde tutma maliyetinin ise 25\$ olduğunu çalışmada belirtmiştir. Bu yüzden firmalar müşterilerini bölümlendirmiş ve müşterilerini kategorik olarak sırasıyla şu şekillerde adlandırmışlardır: sadık, yeni müşteri, kayıp olmaya eğilimli müşteri vb. Bazı firmalar klasik müşteri hayat boyu değeri metotlarını kullanarak müşterilerinin bir sonraki dönemde hangi değerde olacağını yani kendileri için hangi değeri getireceğini araştırmakta fakat sektör bazındaki farklı müşteri davranışlarını tespit edememeleri sebebiyle pazarlama çabalarını geliştirme yatırımları yanlış yapılmaktadır (Buttle ve Maklan, 2015).

Müşterilerin belirlenen dönem içindeki hareketlilikleri izlenerek firmadan ayrılmadan tespit edilebilmesi, müşterinin firmadan ayrılmamasını sağlamak, firmanın rekabet üstünlüğü ve kârlılığı için hayati önem taşımaktadır (Kumar ve Reinartz, 2012; Schroeck, 2001). Çünkü firmayı bırakıp giden müşterinin yerine yenisinin gelmesi hem zordur hem de giden müşteriyi elde tutacak pazarlama aktivite maliyetleri yeni müşteriyi elde etmenin maliyetinin beş katı daha azdır. Hatta bu değer Coopers ve Lybrand araştırma firmasına göre 25 kata kadar çıkabilmektedir (Xevelonakis, 2005). Mevcut müşterilerin elde tutulmasındaki %5’lik artış, karı ikiye katlayacaktır (Gough, 2006).

Firmalar, müşterilerin yaşam boyu değerlerini (MYBD) hesaplamak için belirli dönemler sonunda farklı modeller kullanarak analiz yapmaktadırlar. Bu dönemler, firmaların yönetim kararlarına göre 6 aylık, yıllık ya da farklı dönemler olmaktadır. Firmalar MYBD hesaplamalarında bu dönemlerin sonunda müşteri verilerini analiz ederek kendileri için değerli ve değersiz müşterileri görebilmektedirler. Fakat bu değerler tespit edilmeden önce firmadan ayrılan müşteriler de olmaktadır. Bu müşterilerin elde tutulması firmanın karlılığı için çok önemlidir. Bu yüzden çalışmamızda; müşterilerin firma ile ilişkilerini sürekli takip eden, firmalara müşteri ya da müşteri gruplarını firmadan ayrılmadan alışveriş davranışlarını analiz ederek tespit etme olanağını sağlayan, karlı ve sadık müşterilerin elde tutulmasını sağlayarak firma karlılığını arttıran, müşterilere firmaya

kattıkları değeri sunan yeni bir dinamik müşteri hayat boyu değeri modeli sunulması amaçlanmaktadır. Geliştirilecek bu dinamik model, firmanın kayıp olacak müşterilerini tespit edebilen, böylelikle bu müşterileri elde tutacak pazarlama çabalarını ayrılma gerçekleşmeden yapılabilmesini sağlayan, gitmesi muhtemel müşterilerin yerine gelecek yeni müşterilere yapılması gereken pazarlama çabaları maliyetlerini ortadan kaldıran, pazarlama çaba maliyetlerini sadık müşterilerine uygulanmasını sağlayarak etkin bir pazarlama ve maliyet yönetimi gerçekleştiren, tüm bunların sonucunda karlılığı artıran bir yapıda olacaktır.

Çalışma analizinde kullanılacak veri bir süpermarketin veri tabanından elde edilmiştir. Bu veriler müşterilerin sahip oldukları o süpermarkete ait sadakat kartından çekilen verilerdir. Bu verilerde müşterilerin ne zaman alışveriş yaptıkları, ne kadar harcama yaptıkları bilgileri mevcuttur. Buradan hareketle veriler RFM analizi denilen Recency (müşterinin son geliş tarihi), Frequency (belirli bir dönemdeki müşterinin alışveriş sıklığı) ve Monetary (her gelişte müşterinin harcadığı para değeri) değerlerine dönüştürülmüş ve analiz bu değerler üzerinden yapılmıştır. Çalışmadaki analizlerin ilk kısmında sadece RFM analizi sunulacaktır. Burada ve ikinci analiz kısmında da süpermarketlerde çalışan uzmanların tecrübelerine dayanarak, yeni bir RFM yöntemi de sunulacaktır.

Bu çalışmada müşteri kaybı kavramı incelenecek ve gelecekte hangi müşterilerin kayıp olabilecekleri veya firmadan alışveriş yapmaya devam edecekleri, veri setindeki değişkenler ve sınıflar ile tahmin edilmeye çalışılacaktır.

Bu çalışmada şu sorulara cevap aranması amaçlanmaktadır:

- Pazarlama yöneticilerinden elde edilen uzman görüşü, süpermarket çalışmalarında daha doğru sınıflandırma ve tahminleme gerçekleştirmeyi sağlar mı?
- Literatürde sadece üç değişkene sahip olan fakat müşteri sadakat ve müşteri kaybı çalışmalarında yeterli olduğu düşünülen RFM yöntemi, çalışmada kullanılan örnek eğitim verisi ve test verisinde başarılı performans sergiler mi?
- RFM ile beraber müşterilere ait demografik değişkenlerin analizlerde kullanılması gelecek tahminlerinde daha başarılı sonuçlar ve sınıflandırmalara yardımcı olur mu?
- Müşterilerin, süpermarketlerin yaptığı promosyon satışlarındaki gösterdikleri

alışveriş davranışını içeren bilgilerin analize dahil edilmesi, tahmin tekniklerinin daha iyi sınıflandırma yapmasına ve sınıflandırma başarısını elde etmesine yardımcı olur mu?

- Müşteri kaybı çalışmalarında en sık kullanılan tahmin teknikleri olan YSA, LR ve C5.0 tekniklerinden hangisi veya hangileri daha iyi sınıflandırma ve doğruluk oranı vermektedir?

Bu sorular çerçevesinde çalışmada yapılacak analizler sonrası elde edilecek bulgular ile cevap vermeye çalışılacaktır.

Çalışmanın birinci bölümünde müşteri ve müşteri ile ilgili genel kavramlar açıklanacak, ikinci bölümde ise müşteri kaybı ve yönetimi konuları sunulacaktır. Üçüncü bölümde araştırmanın organizasyonu, konusu, amaçları, kısıtları açıklanacaktır. Dördüncü bölümde analizler ve bulgular paylaşılacak, beşinci bölümde ise sonuçlar ve genel bir değerlendirme sunulacaktır. Ayrıca, öneriler ve gelecek çalışmalarına yönelik düşünceler de paylaşılacaktır.

BÖLÜM 1: MÜŞTERİ İLİŞKİLERİ YÖNETİMİ

Bu bölümde Müşteri İlişkileri Yönetimi ve ilgili kavramlar detaylı olarak ele alınacaktır.

1.1. Müşteri İlişkileri Yönetimi İle İlgili Kavramlar

1.1.1. Müşteri

Müşteri, belirli bir firmadan düzenli alışveriş yapan veya yapma niyetinde olan kişi (Barış ve Odabaşı, 2002) olarak tanımlanır. Pazarlama literatüründe müşteri kavramı, ihtiyaçlarını, arzu ve isteklerini karşılamak üzere ürün veya hizmet satın alan kişi (İslamoğlu ve Altunışık, 2008) anlamına gelen tüketici kavramıyla karıştırılmaktadır. Müşteri ile tüketici arzu ve isteklerini karşılamak için alışveriş yapan kişilerdir, fakat müşteri düzenli alışveriş yapanı betimlerken, tüketici ise ihtiyacın giderilmesi için alışveriş yapan kişidir (Haşin, 2015). İşletmelerin diğer kaynakları gibi müşteri de yönetilmesi ve maksimizasyonun sağlanması gereken hayati finansal bir kaynaktır (Kotler, 2004). Firmalar, pazarlama kaynaklarının çoğunu yeni müşteri kazanma çabaları için harcamaktadır fakat gelirlerinin çoğunluğunu mevcut müşterilerden elde ettiğini göz ardı etmektedirler. Böylece yeni müşterilere odaklanırken mevcut müşterilerini ihmal etmektedir ve bu yüzden pazarlama kaynakları boşa gitmektedir (Kotler, 2004). Ürün ve hizmetlerin farklılaşmasının azalması ile rekabette müşteri bir değer olarak önem kazanmıştır. Müşteriye sunulacak ürün ve hizmetlerle ilgili pazarlama faaliyetlerine karar verilmesi için temel değişkenler olan pazarlama karması kullanılmalıdır. Aşağıda pazarlama karması elemanlarına kısaca değinilecektir.

1.1.2. Pazarlama Karması Elemanları

Pazarlama süreçlerinin etkin bir şekilde yönetilebilmesi için verimli bir yöntem olan pazarlama karması, adını dört temel bileşenden alır ve 4P olarak adlandırılır. İngilizce dört kavramın baş harflerinden oluşan 4P (*Product, Price, Promotion, Place*; sırasıyla *Ürün, Fiyat, Tanıtım, Dağıtım*), McCarthy (1964) tarafından yaratılan, bireysel müşteriden ziyade pazarın tümü ile ilişkili ve tüm pazardaki tüm müşterilere nasıl davranılması gerektiğine yardımcı olan bir tanımdır (Peppers ve Rogers, 2016). Pazarlama karması, mevcut müşterilere veya kazanılması istenen müşterilere yönelik mal ve hizmetleri satın almalarını teşvik eden ve bu müşterilerden beklenen faydayı almak için geliştirilen pazarlama araçlarıdır (İşoraité, 2016; Riaz ve Tanveer, 2012). Bunlar :

Ürün (Product)

Pazardaki tüm ya da çoğu müşterilerin ihtiyaçlarını gidermek için istediği veya arzu ettiği ve buna karşılık belirli bir ücret ödemeyi kabul ettiği üretici-tüketici arasındaki temel bileşen olan (Singh, 2012) elle tutulabilir bir somut nesne ya da fikir, kişi, organizasyon gibi soyut bir hizmettir (Gordon, 2012; Ünal, 2017). Pazarlama karmasında, ürün, müşteri-firma arasındaki mübadele sürecindeki en temel kaynak rolündedir (Singh, 2012). Müşteri, kaynak heterojenliği gibi üretim kaynaklı süreçlere, üretim tedarikine veya üretim maliyetlerine değil, ürünün kendisine odaklanır (Håkansson ve Waluszewski, 2005). Ürün, kalite, tasarım, sahip olduğu özellikler, marka adı, boyutu açısından farklılaştırabilir, bunun yanında müşteriye sunulan temel ürün ile birlikte bu ürün etrafında montaj, satış sonrası hizmet, garanti, ek parça şeklinde yeni mal veya hizmetler de sunulabilir (Khan, 2014).

Fiyat (Price)

Fiyat, tüketicinin kendisine sunulan ürün/hizmet teklifine karşılık ödediği ya da mübadele ettiği parasal/soyut miktardır (Singh, 2012). Diğer bileşenler maliyetle ilgili iken gelirle ilgili tek bileşen olan fiyatın (Kotler, 2000), gelir, kârlılık ve pazar payı arasında en uygun şekilde belirlenmesi gerekmektedir (Håkansson ve Waluszewski, 2005). Tüketiciler, satın aldıkları ürün/hizmetin almayı bekledikleri değeri fiyatına bakarak düşünürler (Owomoyela, Oyeniye ve Ola, 2013), bu sebeple fiyat, gelirle birlikte müşteri tatminini ve sadakatini de üretir (Khan, 2014). Fiyatın belirlenmesinde ürün/hizmet üretim maliyeti, pazarlama stratejisi ve dağıtımı, reklam maliyetleri veya pazar içinde oluşabilecek fiyat değişikliklerinin maliyetleri de etkilidir (İsraite, 2016).

Tutundurma (Promotion)

Firmalar, mevcut müşterileriyle, potansiyel müşterileriyle ya da halkla olan iletişimini sağlamak ve ürünlerinin/hizmetlerinin farkındalığını arttırmak için bir araç olarak tutundurma faaliyetlerini gerçekleştirir (Kotler ve Armstrong, 2010). Firma ve ürün/hizmet bilgilerinin yayılmasına ve tüketici satınalma davranışını olumlu etkilemeye yardımcı olan tutundurma; reklam, satış tanıtımı ve doğrudan pazarlama yöntemlerini içerir (Zineldin ve Philipson, 2007). Ayrıca, marka sadakati ve daha fazla satış amacıyla kullanılan tutundurma, indirimler, hediye çekleri, deneme ürünleri/hizmetleri, ürün iade kolaylığı, para iadeleri, harcama bonusları, ürün hediyeleri, yarışmaları, ürün garantisi ve ürün tanıtımlarını içermektedir (Riaz ve Tanveer, 2012).

Dağıtım (Place)

Dağıtım, ürünlerin/hizmetlerin mevcut ve potansiyel müşterilerin kullanımına veya tüketimine sunulması için birbirine bağlı ulaştırma süreçlerini ve bu süreçlerde kullanılan yöntemleri ifade eder (Kotler ve Armstrong, 2010). Dağıtım, tüketicilerin ve müşterilerin ihtiyacı olan ürünleri/hizmetleri, bunları üreten firmalardan ya da aracılık yapan firmalardan satın almasını veya son kullanıcıya ulaşmasını sağlar. Dağıtımın temel amacı sadece ürünleri/hizmetleri sunmak değil aynı zamanda bunların son kullanıcıya ulaşmasını kolaylaştırma süreçleridir (İşoraitè, 2016). Dağıtım, maliyet oluşturan bir süreç olduğu için kusursuz bir tedarik zinciri ve lojistik yönetimi kurulmalıdır. Böylece, maliyeti azaltarak karlılığa doğrudan büyük etkisi olacaktır (Gordon, 2012).

Firma hedeflerine ve müşteri ihtiyaçlarını karşılamaya yönelik süreçleri ve kararları içeren pazarlama karmasındaki bu dört kavram da birbirine bağlıdır. Ürün/hizmet fiyatındaki bir artış, fiyat hassasiyeti olan müşterileri uzaklaştıracaktır, böylelikle ürünlerin/hizmetlerin ulaştırılmasındaki dağıtım noktaları azalacaktır (Singh, 2012). Ya da benzersiz satış teklifi ile mevcut ve potansiyel müşteriler üzerinde marka bilinci oluştuğunda, ürünün/hizmetin fiyatlandırması daha kolay olacaktır (Riaz ve Tanveer, 2012).

Ürün odaklı pazarlama stratejisi olan 4P pazarlama karması, müşteri odaklı pazarlama anlayışının önemli hale gelmesiyle 4C şeklini almıştır. Lauterborn (1990) tarafından önerilen 4C, 4P'deki her bir P bileşenin müşteri merkezli yeni kavramlara dönüştürülmüştür. Pazarlamacılar Müşteri Değeri (Customer Value), Müşteri Maliyeti (Customer Cost), Müşteri Uygunluğu (Customer Convenience) ve Müşteri İletişimi (Customer Communication) kavramları ile ürün ve hizmet odağından müşteri odağına geçişi göstermişlerdir (Krasnov ve Anisimov, 2019).

4C pazarlama karmasının bileşenleri sırasıyla açıklanacaktır.

Müşteri Değeri

4C pazarlama karmasında müşteri odaklı strateji kullanıldığından, 4P karmasındaki ürünün yerine kullanılan müşteri değeri kavramı olarak, bazı çalışmalarda müşteri ihtiyaçları olarak kullanılmıştır. Müşteri değeri veya müşteri ihtiyaçlarının her ikisinin kullanımı doğrudur, çünkü 4C'nin bu önemli bileşeni müşterinin özellikle istediği ürünü/hizmeti müşteriye sunarak, karşılığında müşteriden aldığı değeri ifade eder (Bracíníková ve Matušínská, 2017). Müşteri sadece firmanın rekabette hayatta kalması

için değil aynı zamanda pazarda sürdürülebilirliğinin de en önemli bileşenidir bu sebeple, öncelikle müşterilerin ihtiyaçlarının tatmin edilmesi gerekmektedir (Krasnov ve Anisimov, 2019). Müşteri değeri, ürün/hizmet için ödenen paraya değil, ürünün/hizmetin kullanımından doğan ve müşteri tarafından algılanan değere odaklanmaktadır (Finne ve Grönroos, 2017). Müşterinin tatmin olacağını düşündüğü üründen/hizmetten aldığı fayda, ödemeyi göze aldığı parasal değere göre daha fazla ise müşteri değeri yaratılmış demektir (Zeithaml vd., 2013). Bu sebeple, müşteri değeri algısı müşteri/firma arasındaki etkileşimi içerirken, aynı zamanda müşteriler ve sunulan ürün/hizmet arasındaki göreceli, tercihli ve bütüncül bir deneyimi de içerir (Rintamäki, Kuusela ve Mitronen, 2007).

Müşteri Maliyeti

4C Pazarlama karmasında yer alan müşteri maliyeti, bir ürün veya hizmete müşterinin katlanmayı kabul ettiği maliyeti ifade eder (Wasmer, Williams ve Stevenson, 1997). Müşteri maliyetinde fiyat haricinde, müşterinin ürün/hizmet için harcadığı süre, kalite gibi diğer maliyetleri de göz önüne almaktadır (Bracínková ve Matušinská, 2017). Firmalar, ürünlere/hizmetlere yönelik fiyatlandırma yaparken, müşteri bakış açısını, müşterinin bütçesine uygunluğunu, indirim ve tekliflerinin olup olmadığını ve ürüne/hizmete ulaşma maliyetini de belirlemesi gerekmektedir (Wang, 2020). Müşteri maliyeti kavramında 4P'deki fiyat ile mal ve hizmet ile sadece karlılık anlayışı yerine, 4C'deki müşteri maliyeti müşteriye aynı ürünle/hizmetle nasıl daha fazla değer sağlayacağına odaklanması gereklidir (Owomoyela vd., 2013). Müşterinin ödeme gücünü ve müşterinin ürün/hizmet elde etme maliyetlerini bilen firmalar, satışlarını ve karlılığını arttırarak rekabet üstünlüğünü sağlayabilirler, bunun aksi durumunda ise müşterinin maliyetlerini göz ardı eden firmalar için ise sonuçlar yıkıcı olabilir (Krasnov ve Anisimov, 2019).

Müşteri Uygunluğu

Müşterinin ürün/hizmet ile ilgili istediği bilgiye kolaylıkla ulaşabilmesi ve aynı zamanda kolaylıkla satın alabilmesi kavramı, 4C Pazarlama karmasında müşteri uygunluğu olarak adlandırılır (Kotler ve Armstrong, 2010). Müşterinin satın alma sürecinde, bilgiye ulaşırken hızlı yanıt alması, satın alma sürecini kısaltması, konforlu bir satın alma tecrübesi sağlanması ve satış sonrası müşteri hizmetleri sunması da müşteri uygunluğu kavramı ile ilgilidir (Krasnov ve Anisimov, 2019; Riaz ve Tanveer, 2012). Firmalar, Müşteri uygunluğunu sağlamak isteyen firmalar, hedef pazarındaki müşterilerinin nasıl

satın almayı tercih ettiğini ve ürünü nasıl bulacaklarını bilmek zorundadırlar (Bracíníková ve Matušínská, 2017). Firmalar bu sebeple önce ürünleri/hizmetleri ile müşteri arasındaki engelleri tespit edip, bunları ortadan kaldırmalıdır ve müşterinin satın alma sürecinde kolaylığı, hızı, kaliteyi sağlayan ve geri dönüşlere hızlı yanıt veren sistemleri kurmalıdırlar (İşoraité, 2016).

Müşteri İletişimi

Firmaların yönettiği tutundurma faaliyetleri, satın almaya teşvik edici uygulamalar şeklinde olurken, 4C'deki iletişimde müşterilerin perspektifinden bakılarak ihtiyaçlarını tatmin edecek işbirliğini yaratma şeklinde gerçekleşir (Bracíníková ve Matušínská, 2017). Müşteri iletişimi, bir müşterinin firmaya katılım gerçekleştirdiğini düşündüğü ve bunu işbirliği olarak algıladığı, firma tarafından yönlendirilen tüm mesajların, belirli bir amaç için kullanımda değer yaratarak bütünleşmesi ve anlam kazanması olarak adlandırılabilir (Finne ve Grönroos, 2017). İletişim, müşteri ve firma arasında iki yönlü gerçekleşmektedir. Firma sadece ürün/hizmet tutundurmasını yapmaz aynı anda hedef müşterilerin de nasıl tepki verdiğini ölçer ve takip eder (Harmeling vd., 2017). Verilen tepkinin olumlu olması sadakat temelli bir ilişkiyi beraberinde getirir (Peppers ve Rogers, 2016). Sadık müşterilerle olan iletişimin gelişmesi, ürün/hizmet inovasyonuna da katkıda bulunmakta ayrıca müşterilerin ağızdan ağıza iletişim ile yeni müşterileri firmaya kazandırmasına yardımcı olmaktadır (Cui ve Wu, 2016). 4C'nin diğer bileşenlerinde olduğu gibi müşteri iletişimi sağlandıkça satışlara doğrudan etkisi olacaktır.

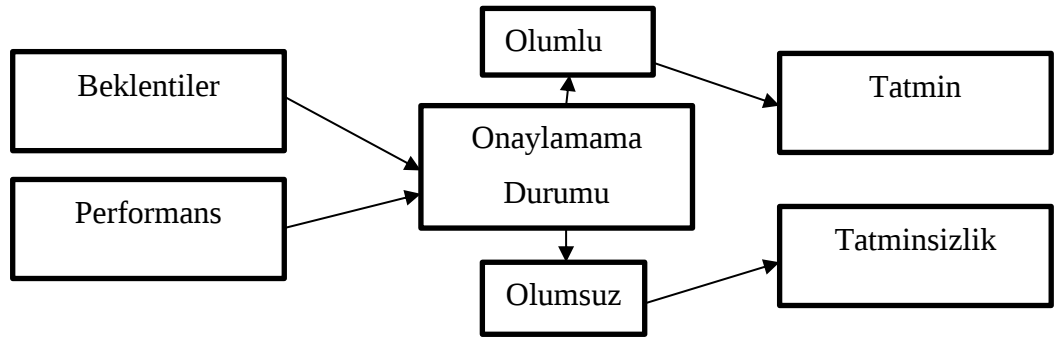
Ürün odaklı pazarlama yönetimi, daha sonraları müşteri odaklı yönetime evrilmiştir, fakat günümüzde ise bu odak müşteri ilişkileri kapsamında gerçekleştirilmektedir. Müşteriler üzerinde firma/ürün/hizmet sadakatinin oluşturulması için MİY uygulamaları ile beraber temel pazarlama karması kavramlarının da firma yönetimi tarafından bilinmesi ve uygulanması gerekmektedir (Josiassen, Assaf ve Cvelbar, 2014).

1.1.3. Müşteri Tatmini

4C'de yer alan diğer bir bileşen olan müşteri tatmini, müşterinin ürün veya hizmet alımı sonrası, aldığı ürün veya hizmetten beklediği faydaya eşit veya eşit olmaması ile gerçekleşen bir duygu olarak ifade edilir (İslamoğlu, 2002). Bu tanımın yanı sıra Oliver (2010). satın alma süreci içinde beklenen tatmin ve elde edilen tatmin ile satış sonrasında beklenen tatmin ve elde edilen tatmin düzeylerini de müşteri tatminini kapsamına alarak tatminin sadece bir faaliyet için geçerli olmadığını belirtmektedir. Müşteri, kendisinin ya

da başkasının deneyimini dikkate alarak, ürün veya hizmet sonrası gerçekleşen deneyim beklentilerini karşılıyorsa tatmin olmakta, tam tersi durumunda tatminsiz (Haines, Howard ve Sheth, 1970) olmaktadır. Yi (1989) ise geniş çaplı yaptığı incelemede, tatminin iki basit yolla ifade edilebileceğini söylemiştir; çıktı olarak ya da süreç olarak. Çıktı olarak, satın alma eylemi sonunda alınan tatmin düzeyi belirtilirken, süreç olarak tatminde satın alma sürecinde algılama, değerlendirme ve psikolojik etkenler tatmin düzeyini belirlemektedir.

Oliver'ın (1980) geliştirdiği müşteri tatminini oluşturan ve müşteri tatminini etkileyen faktörleri açıklayan “Beklentinin Onaylanmaması Paradigması” literatürde sıkça kullanılan bir kuramdır (Yi, 1990). Bu kurama göre müşterilerin tatmin kararı ürün/hizmetin alımı sonrası alınan gerçek performans ile alışveriş öncesi beklediği performans arasındaki farkı yansıtır. Eğer gerçekleşen ürün performansı, beklenen performanstan büyükse olumlu, beklenen performanstan düşükse olumsuz onaylamama ortaya çıkmaktadır (Şekil 1). Tatmin yargılarının beklenen ve algılanan performansların kıyaslanması sonucu oluşan onaylamamanın fonksiyonu şeklinde düşünülebilir (Oliver, 1980). *Olumlu onaylamama* tatmini gösterirken, *olumsuz onaylamama* ise tatminsizliği göstermektedir (Özer, 1999).



Şekil 1: Beklenti Onaylamama Paradigması

1.1.4. Müşteri Sadakati

Kelime anlamıyla bağlılık, güçlü ilişki anlamına gelen sadakat, bir ilişkiyi güçlendirme, koruma ve sürdürme isteği olarak da ifade edilmektedir (Reichheld ve Teal, 2001). Müşteri sadakati ise, müşterinin ihtiyaçlarını karşılayacak ürün ve hizmetlerini belirli firma ve markalardan satın almasını ifade eder. Richard Oliver (1999) ise müşteri sadakatini, rakiplerin pazarlama çabalarına rağmen, ürün veya hizmet aldığı firmanın

müşterisi olarak kalmayı tercih etmesi olarak tanımlamaktadır. Diğer bir tanıma göre müşteri sadakati, müşterinin ürün veya hizmetten beklediği memnuniyetin doygunluğu ile ilişkilidir, yani bu müşterileri neyin tatmin ettiğine yönelik bir tanım olarak düşünülebilir (Çoban, 2005). Daha geniş bir tanıma göre müşteri sadakati bir müşterinin istek ve ihtiyaçlarını karşılamak için aynı firmayı, aynı arzu, eğilim ve sıklıkta alışveriş yapmayı tercih etmesi olarak ifade edilir (2000).

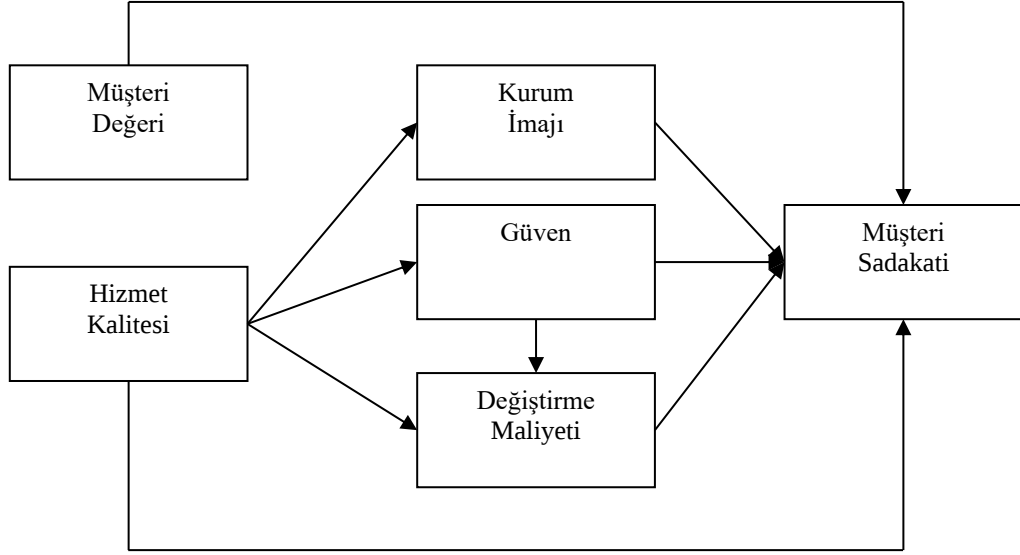
Tüm bu tanımlara dayanarak müşteri sadakatini bağlı olduğu firmadan tekrar alışveriş yapan, ailesine ve tanıdıklarına firmayı tavsiye eden, firmaya karşı olumlu yaklaşan, hata yaptığını düşündüğü zaman firmaya iletişim kanalları ile rahatlıkla ulaşabilen, uyarısı ve görüşleri dikkate alındığını hisseden ve firmanın varlığının devam etmesini isteyen kişinin bağlılığı olarak tanımlanabilir.

Müşteri sadakatini sağlayan firma müşterilerinden uzun dönemde daha fazla kar elde edecektir. Firma müşteri sadakatini sağlayamadığı durumda müşteriyi ilk elde etme maliyetinin yanı sıra, ileride o müşterilerden elde edeceği potansiyel karları da kaybetmiş olacaktır. Pazarlama, müşteri bulma, müşteri elde tutma ve karlılığı artırma kavramları üzerine yoğunlaşan bir bilim olduğundan, müşteri sadakati kavramının bu kavramlara olan etkisi oldukça fazladır. Araştırmalarda müşterilerin sadakatinde müşteriler sözlü ve yazılı olarak ifade etmeseler de alışveriş yaptıkları firmalardan kendilerini tanımaları ve kendilerine özel ilgi göstermelerini, firmaların kendilerini dinlemelerini ve kolaylıkla iletişime geçebilmelerini sağlayan iletişim kanallarının olmasını beklemektedirler.

Müşteri sadakati, firma karlılığı, firmanın büyümesi ve pazar payının artmasında en önemli belirleyicilerden biridir. Firmanın belirli dönem sonunda portföyünde bulunan sadık müşterilerinin sayısı firmanın müşteri elde tutma oranını vermektedir. Günümüzde sektörlerde rekabetin olmadığı zamanlarda firmaların müşteri bulma sorunu yok iken, şimdi ise pazarda yer alan firma sayılarının artması ile birlikte firmalar mevcut müşterilerini elde tutmak ve rakiplerine kaymamaları için yoğun bir mesai harcamaktadırlar. Artık müşteriler istekle değil mücadele ile elde edilen ve tutulan, firmalar için pazarda varlığının devam etmesine olan sağlayan bir varlık haline gelmişlerdir. Bu yüzden firmalar müşteri sadakatine yönelik çalışmalar geliştirmişlerdir.

Müşteri sadakatinin firmalar açısından faydaları öncelikle müşteriden elde edilen gelirin artması ve garanti altına alınmasıdır. Bu sebeple sadakat, karlılığın anahtar belirleyicisidir. Müşteri sadakatini belirleyen unsurlar ise, güven, ürün veya hizmet

kalitesi, firmanın imajı, müşteri değeri ve firma değiştirme maliyetidir (Aydın ve Özer, 2005). Burada değiştirme maliyeti anlaşmalı sektörlerde geçerlidir, perakende sektörlerinde müşteri firma değiştirdiğinde bu maliyet altına girmez. Şekil 2’de müşteri sadakatinin unsurları yer almaktadır.



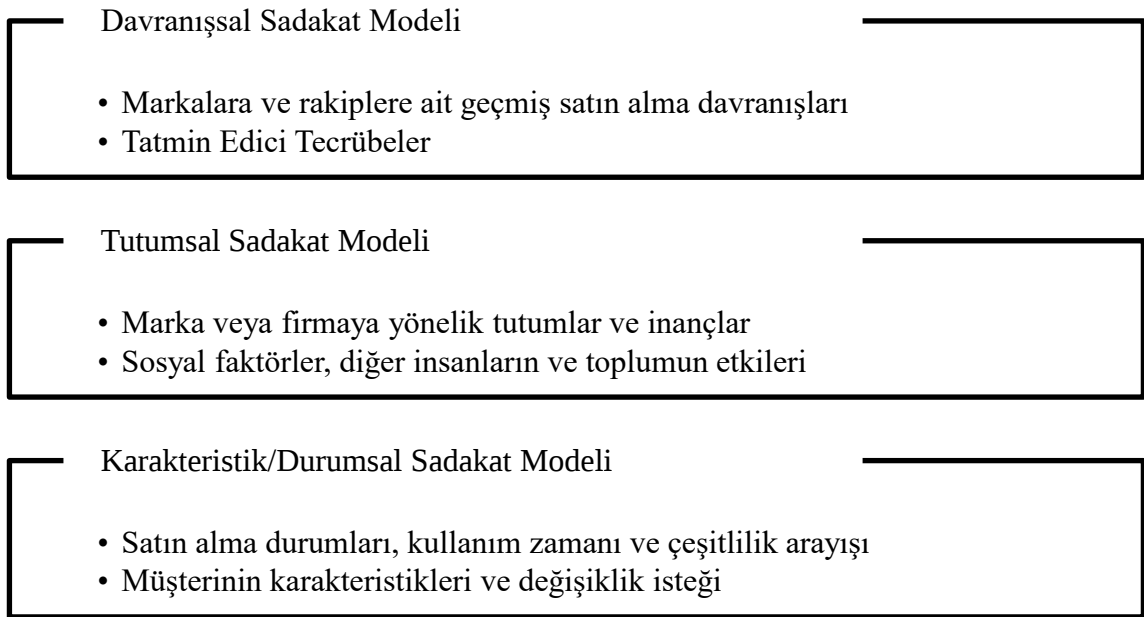
Şekil 2: Müşteri Sadakatinin Unsurları

Kaynak: Kaur, H. & Soch, H. (2012). Validating antecedents of customer loyalty for indian cell phone users. *Vikalpa: The Journal for Decision Makers* 37(4), s. 50.

Müşteri sadakati farklı türlerde ele alınabilir. Müşterinin sadakatinin oluşması için ilk altın kriter *kalitedir* (Murphy, 2001). Müşteriler, kalitenin sürdürülememesi halinde rakip ürünleri aramaya başlar ve zihinlerindeki kalite algısını tatmin etmeye çalışırlar. Marka-kalite özdeşleştirmesi yapan müşteri, kalitedeki olumsuz değişimi sonrası markaya olan güvenini de kaybedecektir (Buttle, 2009). Diğer bir sadakat türü de *teşvik edici ek güdüleme araçlarıdır*. İndirim kuponları, yakıt indirimleri, aile indirimleri veya sadık müşterilere verilen ödüller gibi teşvikler sadakati besler. Firmaların tüm müşterilere yönelik teşvik stratejisi maddi kayıptır bu yüzden sadece karlı ve sadık müşterilere yapılmalıdır. Diğer bir sadakat türü de *fiyata bağlı sadakattir*. Bazı müşteriler için satın alma kararındaki en önemli bileşen fiyattır. Pazarda fiyat üzerinden rekabet eden firmaların müşterileri sadık olacaktır. Özellikle perakende sektöründeki firmalar müşterilerinin zengin ya da fakir olsun göz önünde bulundurduğu ilk belirleyici faktörün fiyat olduğunu unutmamalıdır (Murphy, 2001). *Monopoli sadakati* ise pazarda sadece tek bir firma bulunduğu gerçeği ve firma müşteri elde tutma stratejisi geliştirmeye ihtiyaç duymaz. Firma müşterilerini umursamaz ve göz ardı ederse, pazara giren ilk rakip

firmaya bu sadık gibi görünen müşteriler kayıp olacaklardır. Burada fiyat değil kötü hizmet bu kararın alınmasında etkilidir. Tekel olan firma, rakip olmamasına rağmen müşteri beklentilerini karşıladığında, rakibin pazarda tutunması daha zorlu olacaktır. Diğer bir sadakat türü, *tembellik sadakati* davranışıdır. Müşterilerin çok büyük çoğunluğunun tembel olduğu varsayımından çıkan bu sadakat türüne göre, müşteriler yeni arayışlara girmekten ziyade mevcut durumu kabullenmeyi tercih ederler. Bu davranışları ile firmaları kendilerine uygun davranmalarına zorlarlar. Buna rağmen sürekli göz ardı edilen tembel müşteriler bir zaman sonra ikame ürün/hizmet aramaya başlarlar (Özdemir ve Koçak, 2012). “*Duygusal sadık*” olan müşteri türü ise ideal müşteridir. Bu müşteri, duygusal olarak firmaya bağlıdır, firmasını başkasına önerir ve sunulan ürün/hizmetin değerini ödemeye razıdır, bu yüzden de en karlı müşteriler bunlardır (Çoban, 2005).

Müşteri sadakati, birçok alternatif mevcutken belirli bir markaya veya firmaya olan güveni simgeler (Bejou, Keningham ve Aksoy, 2013). Müşteri sadakatinin tarihinde onlarca farklı operasyonel anlamlar bulunmaktadır. Bu tanımlamalar davranışsal (satın alma), tutumsal (duygular) ve müşteri karakteristiği/durumsal olarak 3 ana kategoride özetle kavramlaştırılabilir (Bejou vd., 2013). Bu özet kavramsallaştırma aşağıdaki Şekil 3’de görülebilir.



Şekil 3: Sadakat Modelleri

Kaynak: Uncles M. D., Dowling G. R. & Hammond K. (2003) Customer loyalty and customer loyalty programs. *Journal of Consumer Marketing* 20(4), s. 296.

Davranışsal sadakat modelinde, müşterilerin geçmişteki satın alma davranışları ve satın alma tecrübeleri incelenerek müşteri sadakati belirlenir. Tutumsal davranış modelinde ise sadakat firma veya marka ile bağlılığa yönelten tutumların ölçülmesi ile belirlenen sadakat modelidir. Müşteri karakteristikleri ve durumsal modelde ise sadakat, satın alma karar sürecinde müşteri durum ve fırsat değerlendirme davranışları ile müşteri özelliklerine göre belirlenir. Müşteri sadakatinin yerleşmesinin firmalara maddi anlamda faydaları olacağı gibi rekabetteki konumunu da güçlendireceği bilinmektedir (Stroburg, 2016). Davranışsal, tutumsal veya karakteristik/durumsal sadakat modellerinin hepsinde yüksek sadakat oranının faydaları, ürün/hizmet ile ilgili bilgi arama isteğini azaltılması, olumlu ağızdan ağıza pazarlama katkısı, pazarlama maliyetlerinin azalması ve pazar payının artması olarak ortaya çıkmaktadır (Hariharan, Desai, Talukdar ve Inman, 2018).

Müşteri Sadakatinin Faydaları

Müşteri sadakatinin kazanılması durumunda firmalar şu faydaları elde edecektir (Çoban, 2005):

- **Satışlar artar:** Sadakat, satış istikrarını da beraberinde getirecektir. Bu da uzun süreli net nakit akışı sağlayacaktır. Sadık müşterilerin firmadan ayrılma riski azdır ve aynı zamanda firmanın ve markanın gönüllü reklamcısı olup bunu ağızdan-ağıza yöntemiyle yapar (Hariharan vd., 2018; Odabaşı, 2000). Bu da yeni müşteriler kazanmayı sağlar. Sadık olmayan müşterilerin de aynı şekilde firmayı ve markayı ağızdan-ağıza iletişim yoluyla kötüleyecekleri bir gerçektir (Çoban, 2005).
- **Düşük maliyet:** Firmaya bağlılığı olan sadık müşterilere yönelik pazarlama giderleri, daha az olacaktır. Çünkü sadık müşterilere ürün/hizmet ile ilgili yoğun bir tanıtım, tutundurma değil, sadece hatırlatıcı faaliyetler yapılır böylece sadık müşteriye sunulacak promosyon veya harcanacak reklam giderleri düşecektir (Balcı, Çalışkan ve Yuen, 2019).
- **Müşterilerin üretim/pazarlama süreçlerine katılımı:** Sadık müşteriler, benimsediği firmasını ve markasını korumak, iyileştirmek için firmaya geri dönüşler sağlayacak bununla firmanın pazardaki hataları önlenebilecektir (Hapsari, Clemes ve Dean, 2017).
- **İç müşterilerin tatmini:** İç müşteri çalışan demektir, sadık müşterilerin varlığı ve karlılığı sürdürmesi, çalışanların da iş istikrarını dolayısıyla iş verimini arttırır (Yao, Qiu ve Wei, 2019).

Kotler (2000), günümüz pazarlamasında müşterinin odak olarak kabul edildiğini, 4P'nin (*Product, Price, Promotion, Place*; sırasıyla *Ürün, Fiyat, Tanıtım, Dağıtım*) yerine 4C kullanılmaya başlandığını belirtmektedir. Kotler'in ifade ettiği 4P kavramı 1964 yılında EJ McCarthy (1964) tarafından yaratılan, pazarlama karması (marketing mix) olarak da kabul edilir, bireysel müşteriden ziyade pazarın tümü ile ilişkili ve tüm pazardaki tüm müşterilere nasıl davranılması gerektiğine yardımcı olan bir tanımdır (Peppers ve Rogers, 2016). Pazarlama karması, firmanın mal ve hizmetlerini pazarlamak için kullandığı farklı pazarlama karar değişkenlerinin birleşimi (İşoraité, 2016) ve hedef pazarda, müşteriden istenilen karşılığı almak için geliştirilen kontrol edilebilir pazarlama araçları şeklinde ifade edilebilir (Riaz ve Tanveer, 2012).

Müşteri Sadakatini Etkileyen Faktörler

Müşteri sadakatini etkileyen faktörleri sıralarsak; *tatmin, karar verme kolaylığı, riskten kaçınma, güven, vazgeçilmezlik, umursanmak* ve *ödüllendirme*dir (Gel, 2002):

- *Müşteri tatmini*: Bir alışveriş sonrası müşterinin ihtiyaçlarının ürün/hizmetten aldığı fayda ile olan karşılaştırılmasından elde edilir. Ürün/hizmet beklenen faydayı sağlıyorsa, tatmin gerçekleşir. Tatmin sağlamayan ürün/hizmeti müşteri tekrar alma veya bunu olumlama yoluyla duyurma isteğinden vazgeçer. Müşteri tatmini ile sadakat arasında %50'den fazla korelasyon olduğu çeşitli araştırmalarda sunulmuştur (Kumar ve Reinartz, 2012).
- *Karar verme kolaylığı*: Müşterilerin, satın alma sürecinde çok sayıda karar vermekten kaçındığı, %60 oranında önceki satın almaya ya da önerilen ürün/hizmeti almaya yatkın olduğu ortaya koyulmuştur.
- *Riskten kaçınma*: Sadık müşterilerin satın alma davranışlarından daha düşük risk almak istedikleri belirtilmektedir. Yeni ürün/hizmet alımında ya da alma isteğinde risklerin varlığı, bu satın alma davranışından vazgeçip kendi ürün/hizmetlerini almaya devam etmelerini sağlamaktadır.
- *Güven*: Müşterinin satın aldığı ürünün/hizmetin ihtiyacına cevap vermesi, tanıtım-gerçeklik tutarlılığı ve firma dürüstlüğüdür.
- *Vazgeçilmezlik*: Müşterinin firmayı bırakıp başka bir firmaya gittiğinde elde ettiklerini kaybetme düşüncesini ifade eder. Müşteri, firma değiştirdiğinde oradan alabileceği faydaları alamayacağını düşünürse sadakat sağlanmış olur.
- *Umursanmak*: Müşterinin firma tarafından kendisine değer verildiğini, şikayetlerinin ya da önerilerinin dikkate alındığını görmek ister.

- *Ödüllendirme*: Müşteri sadık olduğu firmanın ona özel sunduğu kampanyaları, fırsatları, indirimleri ve mesajları görmek ister. Bu gerçekleştiğinde sadakat isteği artar.

Müşteri Sadakatının Yönetimi

Müşteri sadakat programları ile müşteri-firma arasındaki ilişkisi ve karlılığı ölçülen müşterilerin, öncelikle müşteri portföyünün bölümlendirilmesi gerekmektedir (Long vd., 2013). Kumar ve Reinartz (2018), müşteri sadakatinde bölümlendirmenin firmanın uygulaması gereken ilk strateji olduğunu, pazarlama çabalarına yatırım yapmadan önce müşterilerin karlılık ve bağlılık olarak sıralandırılarak bir sadakat yönetimi programı gerçekleştirmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Müşteri sadakatının yönetiminde takip edilmesi gereken adımlar aşağıda sıralanmıştır:

- Her firma kendi sektörü ve müşterisine göre ölçülebilir ve analiz edilebilir bir sadakat tanımı yapmalıdır (Reichheld ve Teal, 2001).
- Firma, sadakati yönetirken sadakatin oluşturacağı ekonomiyi de belirlemelidir. Sadakat satışı arttırdığı gibi karlılığı da artırır fakat bunun için fiyat hassasiyetini azaltmalı, müşterilere uygun fiyatlı ürün/hizmet sunmalıdır. Bu şekilde ürün/hizmet fiyatlandırması, bunun maliyetleri ve getirisi planlanmalıdır (Kiseleva vd., 2016). Müşterilerin satın alma davranışını tekrar edebilmesi için ihtiyaçlarının, ona uygun değer yaratacak şekilde karşılanması gerekmektedir (Cavallone, 2017).
- Yüksek derecede sadık olan altın müşterilerin yanı sıra sadakati artan veya artma potansiyeli olan müşterilerin belirlenmesi bunun için müşterilerin karlılık veya sadakat segmentlerine ayrılması önemli bir adım olacaktır. Uzun vadede az veya ortalama yüksek kar getiren müşteriler segmentinin, kısa vadede yüksek kar getiren müşteri segmentinden daha değerli olduğu literatürdeki çalışmalarda vurgulanmıştır (Buckinx ve Poel, 2005).
- Son adım ise, iç müşteri olarak kabul edilen, ürün/hizmeti üreten çalışanların motivasyonunun üst düzeyde sağlanması ve verimliliğin artırılmasıdır. Özellikle müşterilere ilk dokunan, onlarla telefonla ya da yüz yüze görüşen çalışanların da iş sadakatının sağlanması, iş tatminine bu da müşteri sadakatine olumlu etki yapacaktır (Kiseleva vd., 2016).

Müşteri sadakatının yönetimi, müşterinin firma açısından karlılık durumunu ve müşteri portföyü içindeki yerinin belirlenerek, buna göre pazarlama çabalarının doğru ve etkin olarak kullanılmasını sağlamak zorundadır. Müşterinin karlılığı ve firma için değeri çeşitli yöntemler ve uygulamalar ile hesaplanmaktadır. Müşteri sadakatının yedi doğrusu içinde geçen ve bir sonraki başlıkta sunulacak olan Müşteri Yaşam Boyu Değeri (MYBD), müşterinin firma-müşteri ilişkisinin parasal değerini göstermeyi amaçlayan bir yöntemlerden biridir (Braun ve Schweidel, 2011).

1.1.5. Müşteri Yaşam Boyu Değeri

“Bir müşterinin firma için karlı olarak kabul edilmesini belirleyen nedir?” sorusuna Kotler ve Armstrong (1996); “Karlı müşteri, gelirleri kendilerine yapılan pazarlama çabaları maliyetlerini aşan kişi, ev halkı ya da bir şirkettir” şeklinde yanıt vermektedirler. Bu gelir aşımı müşteri yaşam boyu değeridir (Berger ve Nasr, 1998).

Müşteri, firmanın en değerli mal varlığıdır. Müşterinin firma için ifade ettiği değer, şu anki işlemleriyle kısıtlı düşünülmemelidir. Müşterinin değeri, hayatı boyunca firmaya getirisi ve maliyeti hesaplanarak belirlenir. Müşterinin mevcut anına bakarak hesaplama yapmak doğru değildir. Örneğin bugün iş hayatının başında olup, az gelirli bir müşteri diye, o müşteriye karsız saymak yanlıştır. Önemli olan müşterinin hayat boyunca, yaşam döngüsü boyunca getirisinin görülebilmesidir. Pfeifer vd. (2005), müşterinin net bugünkü değerinin değerlendirilmesi olarak gördüğü müşteri yaşam boyu değeri, müşterinin sadece geçmiş karlılığını değil aynı zamanda bugün ve gelecekteki parasal faydasını da belirlemeye yönelik bir yöntemdir (Taylor vd., 2017). Müşterilerin firma ile ilişkisinin evrimi müşteri yaşam döngüsü ile özetlenebilir. Bu evrim, müşterilerin zaman içinde firmaya karşı gösterdiği davranışını gösterir ve ilişki kurma aşaması ile başlar ve varsa sadakat ile devam eder (Kumar ve Reinartz, 2018). Şekil 4’te müşteri yaşam döngüsü gösterilmektedir.



Şekil 4: Müşteri Yaşam Döngüsü

Kaynak (Uyarılama): Cutler, M. & Sterne, J. (2000). *E-metrics-business metrics for the new economy*. Chicago: NetGenesis. s. 26.

Bu döngü aşamaları şöyle açıklanabilir (Cutler ve Sterne, 2000):

İlişki Kurma: Ulaşılmak istenen müşterilerin dikkatini çekmek, farkındalığı arttırmak

Kazanma: Ulaşılan müşteriye firmanın etki alanına çekmek

Müşteriye Dönüştürme: Ulaşılan ve ilişki kurulan müşterinin firmadan alışveriş yapmasına karar verdirmek

Elde Tutma: Müşteriyi elinde tutarak, ona daha fazla ürün/hizmet aldirmek

Sadakat: Müşteriyi, müşterinin ötesinde “firma temsilcisi” haline getiren, firmanın bir parçası olma ve sadakat duygusunu vermek.

MYBD, müşterinin firma ile yaptığı ilk alışveriş ile başlayan ve firmayı bırakana kadar olan süre boyunca firmadan aldığı tüm ürün ve hizmet edinimi sonrası ortaya çıkan gelir şeklinde adlandırılabilir (Bejou vd., 2013). Hem akademik hem de uygulama alanında bir pazarlama ölçüsü olarak önem kazanan MYBD, IBM, Capital One, ING gibi firmalar sürekli olarak, işletmelerini yönetmek ve başarıyı ölçmek amacıyla kullanmaktadır (Gupta vd., 2006). Günümüz pazar koşulları ve rekabeti göz önüne alarak, firmalar işletme stratejilerinde ürün odaklı yaklaşımlardan uzaklaşmakta, müşteri odaklı anlayışa geçmektedir. Bu sebeple müşterilerin hayat boyu değerleri firmalar için vazgeçilmez stratejik bir faktör niteliği kazanmıştır. Müşteri odaklı yaklaşımın artan önemi, pazarlama dünyasında “Bire Bir Pazarlama”, “Veri Tabanlı Pazarlama” gibi yeni yaklaşımları eklemiştir (Petrison, Blattberg ve Wang, 1997). Genel olarak müşteri odaklı yaklaşımlarının temel amacı; müşteri yaşam eğrilerini uzatabilmek ve bu yaşam eğrisi üzerinde müşterinin işletmeyle ilişkisinin parasal değerini arttırabilmektir. Böylelikle Müşteri Değeri’nin sadece bir dönem bazında değil, tüm yaşam eğrisi boyunca toplam değerinin belirlenmesi ilişki yönetimi içinde büyük önem taşımaktadır (Jain ve Singh, 2002).

MYBD hesaplamak için literatürde sıklıkla kullanılan aşağıda Denklem 1’de verilen basit bir matematiksel model oluşturulmuştur (Berger ve Nasr, 1998; Gupta vd., 2004; Reinartz ve Kumar, 2003; Sheth, 2002).

$$MYBD = \sum_{i=1}^n \frac{R_i - C_i}{(1 + d)^i} \quad (\text{Denklem 1})$$

Burada,

n; Alışveriş yapan müşteri sayısı

i; müşteriden nakit akışının olduğu dönem

R_i; i dönemde müşteriden elde edilen gelir

C_i; i dönemde yapılan gider

d; indirim oranı

Bu formül uzun dönemli MYBD hesaplamalarında kullanıldığı için, d yani indirim oranı müşteriden gelecek gelirin bugünkü değerine olan farkını göstermektedir. AC ise yeni müşteri elde etmek için harcanan pazarlama giderlerinin, kazanılan müşterilere oranından elde edilen parasal değere denir (Nikkhahan, Badrabadi ve Tarokh, 2011).

Bu formülde kullanılan müşteri kazanma giderine MYBD modeli formülünde yer vermeyen çalışmalar (Berger ve Nasr, 1998; Gupta vd., 2004; Hwang vd., 2004; Jain ve Singh, 2002; Lemon vd., 2001) olduğu gibi yer veren (Bauer vd., 2003; Gupta vd., 2004; Reinartz ve Kumar, 2003; Venkatesan ve Kumar, 2004) çalışmalar da vardır.

Diğer MYBD modellerinde ise iki değişken aynı anda eklendiği gibi ayrı ayrı da eklenmiştir. Bunlar müşterinin gelecek zaman içindeki değeri ve müşteri kalma süresidir (Rosset vd., 2003). Müşterinin gelecek zaman içindeki değeri iş bilgisi ve iş analitiği araçları ile bugünkü veriye bakılarak hesaplanırken, müşterinin müşteri olarak kalma süresi ise kayıp olma olasılığı ile ilgilidir. Kalma süresi arttıkça, kayıp olma oranı da aynı derece azalmaktadır.

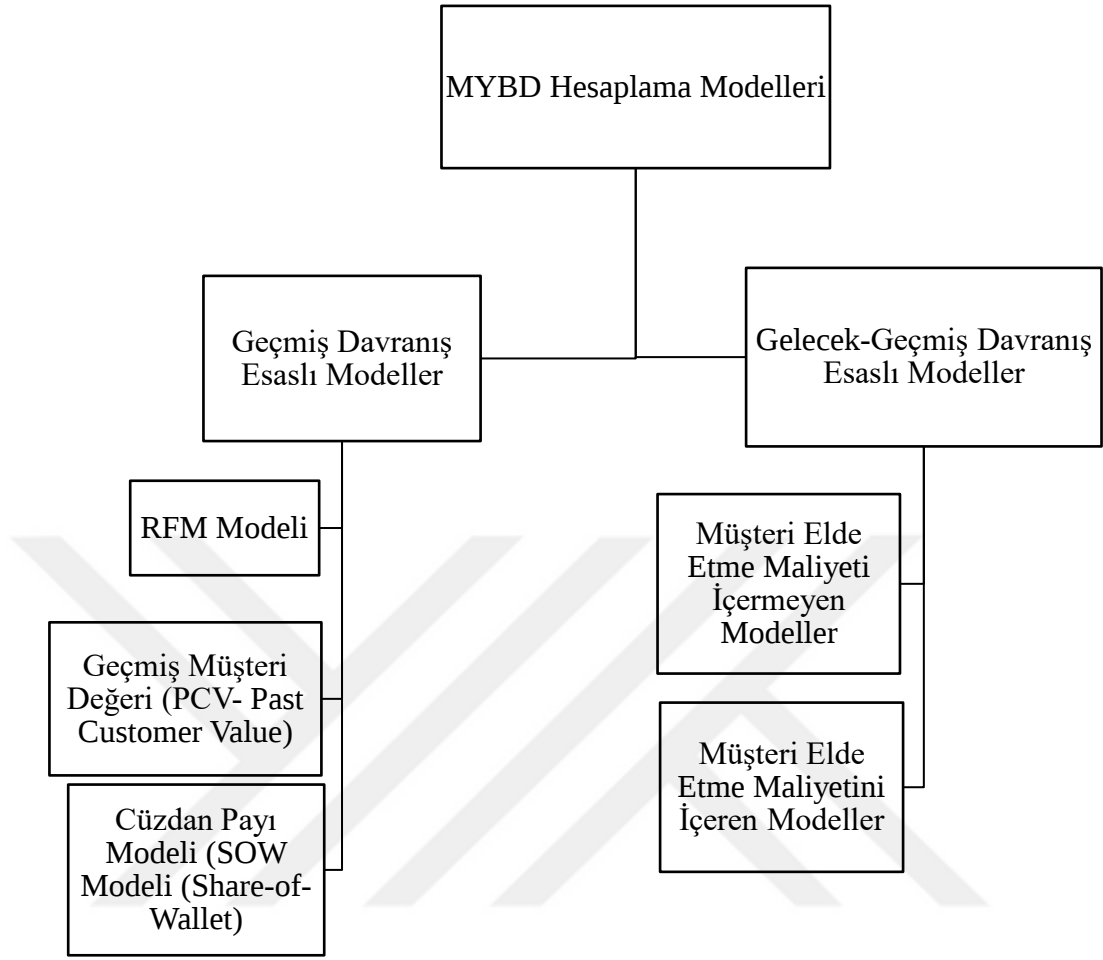
Müşteri yaşam boyu değerinin artırılmasının, kârın artırılması haricinde sağladığı faydalar şunlardır (Ravald ve Grönroos, 1996):

- Müşterinin elde tutulmasının getirdiği maliyetler, müşteri-firma ilişkisinin uzun zaman sürmesi ile bu maliyetin geri ödenmesi gerekir,
- Müşterilerin alışveriş sıklıklarını değiştirmeleri,
- Müşteri bilgisi edinme maliyeti olmayacağı için ürün/hizmet üretiminde maliyetlerin azalması,
- Tatmin müşterilerin yaratılarak, firma adına olumlu referans olmalarının sağlanması.

MYBD kavramı genel olarak şu varsayımı esas alır; müşteri firma ile alışveriş ilişkisi kurmaya isteklidir ve arzu duyar, firmadan aldığı ürün veya hizmetten tatmin olacağı için yaşam süresi boyunca başka firmaya gitmez ve sadakatini korur ve böylece doğrudan işletmenin karlılığını artırır.

Literatürde MYBD hesaplama modelleri farklılık göstermektedir. Bu modeller Şekil 5'te sunulmaktadır (Hiziroglu ve Sengul, 2012).

Bu şekilde göre MYBD hesaplama modelleri ikiye ayrılmaktadır. Geçmiş davranış esaslı modeller, RFM, Cüzdan Payı (Share of Wallet-SOW), Geçmiş Müşteri Değeri (Past Customer Value- PCV) modellerinin kendilerine özgü farklı değişkenleri mevcuttur. Bu farklı değişkenlerle müşteri yaşam değeri hesaplayan bu modeller içinde en sık kullanılan model RFM Modelidir. RFM, belirli dönemdeki en son alışveriş zamanı (Recency), alışveriş sıklık değeri (Frequency) ve belirli dönemdeki toplam alışveriş harcaması (Monetary) kavramlarının ingilizce karşılıklarının baş harflerinden türetilmiştir. Yaklaşık 30 senedir doğrudan pazarlamada kullanılmaktadır (Gupta vd., 2006). Recency (belirli dönem içindeki en son alışveriş zamanı), Frequency (belirli dönemdeki alışveriş sıklığı) ve Monetary (belirli dönemdeki harcama tutarı) kelimelerinin baş harflerinden oluşan RFM modelinde müşterinin firmadan son alışveriş yaptığı tarih, bir dönem içindeki alışveriş sıklığı ve bir dönem içindeki harcama tutarını yansıtır. Bu değerler baz alınarak gelecekteki müşteri davranışları tahmin edilebilmektedir. RFM modelinin kullanılabilmesi için müşteriye ait geçmiş kayıtlar bir veritabanı aracılığıyla tutulmalıdır. Cüzdan payı modeli, bir firmadan alışveriş yapan müşterinin harcamasının ürün kategorilerine göre paylarının tespiti ile ilgilidir. Bu modelde müşterinin ürün tercih davranışları ve harcama tutarları temel alınır (Meyer-Waarden, 2007).



Şekil 5: Müşteri Yaşam Boyu Değeri Hesaplama Modelleri

Kaynak: Hiziroglu, A. & Sengul, S. (2012). Investigating two customer lifetime value models from segmentation perspective. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 62. s. 767

segmentation perspective İki müşteri yaşam boyu değeri modelinin müşteri segmentasyonu açısından incelenmesi. Yöneylem Araştırması ve Endüstri Mühendisliği Ulusal Kongresi - YAEM (32). s. 2.

Cüzdan payı modeli, müşterilerinin hangi ürünleri ve bu ürünlere ne kadar harcama yaptıklarını gösterdiği için müşterilerin satın alma davranışlarında cüzdanlarındaki payları hangi firmaya bölüştürdükleri belirlenebilmektedir. Firmalar, cüzdan payı modeli ile müşteri elde tutma çabalarına yoğunlaştığında, sadece elde tutma çabalarına nazaran on kat daha başarılı olmaktadır (Coyles ve Gokey, 2005; Keiningham vd., 2007). Cüzdan payı, birçok çalışmada soyut olan sadakat kavramını ölçülebilir hale getirilmesinde kullanılmıştır (Bowman vd., 2000; Bowman ve Narayandas, 2004).

Geçmiş müşteri değeri (PCV) modelinde müşterilerin geçmişte yaptığı harcamalardan elde edilen kar temel alınarak, ileride ne kadar kar edilebileceği hesaplanarak müşteri yaşam boyu değeri bulunur. Geçmişte karlı bir müşterinin gelecekte aynı karlılığı sürdürmesi için, gelecekteki potansiyel karlılığa karşılık müşterinin mevcut dönemde

ödüllendirildiği sadakat geliştirme çabalarına bağlıdır (Kumar ve Shah, 2004; Reinartz ve Kumar, 2003). Buna karşın PCV, müşterilerin satın alma davranışlarını etkileyen çapraz satış, indirim gibi faktörlere modelde yer vermediği için, gelecek tahminlerinde yanılmakta ve bu da müşteriye yapılacak sadakat geliştirme çabaları maliyetlerinin belirlenememesine yol açmaktadır (Kumar vd., 2008).

Gelecek-Geçmiş Davranış Esaslı Modeller her müşteri ve müşteri segmentleri için aynı prensibi barındırmaktadır. Daha önce 1 numaralı denklemde verilen MYBD formülündeki gibi belirli bir dönemde, müşterinin getirdiği kar (gelir - maliyet) ve gelecekte elde edilecek bu miktarların kendi dönemine göre parasal değeri (indirim oranı eklenmiş) kullanılmaktadır. Bu modellerde, bazı çalışmalar bu formüle ek olarak müşteri kazanma giderini eklerken, diğer çalışmalarda bu maliyeti eklememektedirler.

1.2. Müşteri İlişkileri Yönetimi Kavramı

Bir işletmenin artan rekabet koşullarında varlığını sürdürebilmesi, rekabet edebilmesi müşterilerini tanımaları ve buna yönelik çözümler geliştirmelerine bağlıdır. Bir ihtiyacı karşılamak için ürün veya hizmet almaya istekli ve bunun için imkanı olan ve bir beklenti içinde olan müşteri, işletmelerin en önemli kaynağıdır. Müşteri, beklentisi karşılandığında tatmin olur, aksi halde tatminsizlik ortaya çıkar. Bu yüzden müşterinin ne istediğinin iyi anlaşılması gerekmektedir. İşletmeler, müşteri tatminini sağlamak için müşteri odaklı stratejiler geliştirmelidirler. Bu yaklaşımla müşterilerini tanıyan ve yakın ilişkiler kuran işletmeler, rekabette pazar payı, karlılık ve müşteri sadakati elde edeceklerdir. İşletmeler müşterilerinin tercihlerini, satın alma davranışlarını takip eden teknolojileri kullanarak, müşterilerine hızlı ve etkin bir şekilde yanıt vermek zorundadırlar. Müşteri İlişkileri Yönetimi (MİY) rekabetin yoğun olduğu günümüz pazarlama dünyasında rekabet üstünlüğü sağlayan en önemli araçlardandır (F. Buttle, 2009). Müşteri İlişkileri Yönetimi, müşteri odaklı yürütülen teknoloji, işletme süreçleri ve iş faaliyetlerinin bütünleştirildiği iş ve pazarlama stratejisidir (Rahimi ve Kozak, 2017). MİY stratejisini etkileyebilecek en önemli değişkenler müşterilerin verileri ve hızla gelişen bilişim teknoloji araçlarıdır (Kumar ve Reinartz, 2018; Ngai, Xiu ve Chau, 2009). MİY stratejisinin en önemli amacı, sadık ve tatmin olmuş müşterilerin yaratılmasıdır (Limakrisna, Priatna ve Roswina, 2018). Müşterilerin sadık ve tatmin olmaları, firma karlılığını korumanın ve aynı zamanda arttırmanın en etkin yollarından

biridir (Utkutug, 2008). Tam tersi durumunda oluřan müşteri kaybı ise karlılıđı olumsuz derecede etkileyecektir (Verbeke vd., 2012).

Burada açıklanan müşteri tatmini kavramını da açıklamakta fayda bulunmaktadır. Müşteri tatmini, müşterilerin ürün/hizmet satın alımı öncesi beklentileri ile satın alma sonrası bu beklentilerinin karşılanıp karşılanmadığı ile ilgili değerlendirmesi olarak ele alınmaktadır (Zeithaml, Bitner ve Gremler, 2009). Müşteri tatmini arařtırmacılar tarafından iki farklı şekilde değerlendirilmiřtir; alıřveriř sonrası veya kümülatif değerlendirme (Boulding vd., 1993).

Alıřveriř sonrası müşteri tatmini düşüncesine göre, müşteri tatmini herhangi bir satın alma durumu sonrası yapılan değerlendirmedir (Anderson vd., 1994; Oliver, 1999). Kümülatif değerlendirmeye göre müşteri tatmini, ürün/hizmet ile ilgili deneyim ve değerlendirmeyi baz almaktadır (Anderson vd., 1994; Fornell, 1992). Alıřveriř sonrası müşteri tatmini, belirli bir ürün/hizmetin müşteride bulduđu karşılık olarak değerlendirilirken, kümülatif müşteri tatmini, firmanın, gemiř, řimdiki ve gelecek performansının bir yansıması olmaktadır. **Kümülatif değerlendirme**, firmanın yatırım motivasyonunu, elde ettiđi ekonomik getiriler ve tatmin arasındaki iliřkiye göre belirlemektedir (Fornell, 1992; Lemon vd., 2001; Oliver, 1999).

Burada öncelikle MİY'in içindeki iliřki kavramını incelemek gerekmektedir. İliřkiler zamanla deđiřebilen, kiřilere yakınlık zamanla azalabilen ya da artabilen, etkileřimleri seyrekleřebilen ya da sıklařabilen olgular olarak kabul edilmektedir. Dwyer, müşteri iliřkilerinin beř ařama ile ortaya çıktıđını belirtmiřtir (Dwyer vd., 1987). Bunlar farkında olma, keřfetme, geliřme, bađlılık, çözülmüldür (Buttle, 2009):

- i. Farkında olma, bir tarafın diđer tarafı olası iřbirlikçi olarak görmesidir. Burada müşterilerin yerel alandaki görsel medya ile reklamı yapılan iřletmelere ve markalara olan farkındalıđı söz konusu olmaktadır.
- ii. Keřfetme, tarafların birbirlerinin yeteneklerini ve performanslarını arařtırma ve deneme sürecidir. Eđer bu keřfetme sürecinde deneme bařarısız olursa, iliřki az maliyetle bitirilebilir. Keřfetme beř alt süreçten oluřur. Sempatı (Çekicilik), iletiřim ve pazarlık, etki geliřtirme ve gösterme, kuralların geliřtirilmesi ve son olarak beklentilerin geliřtirilmesi bu süreçlerdir.
- iii. Geliřme, birbirine bađlılıđın arttıđı, alıřveriřin bařladıđı ve güvenin geliřtiđi evredir.

- iv. Bağıllık, birbirine adapte olma ve karşılıklı rollerin ve amaçların anlaşıldığı evredir. Otomatikleşen satın alma hareketlilikleri bağıllığın göstergesidir.
- v. Bağıllık aşamasına gelmeden de firma-müşteri ilişkisi çift taraflı olarak veya tek taraflı olarak da sona erebilir. Hizmette devam eden kusurlar, ürün tercihlerinin değişimi gibi nedenlerle bu ilişki bağıllığa gelmeden önce çözülebilir. Çözülme aşaması ilişkinin bittiği evredir, burada müşteriler çok az da olsa değiştirme maliyeti üstlenirler. Asıl etkilenen taraf ise işletme olur.

Artan rekabetin getirdiği değişikliklerden biri de müşteri davranışlarındaki değişimlerdir. Bu değişimler, işletmeleri pazarlama ve yönetim alanında esnek bir yapılanma sürecine ve müşterilere yönelik farklı stratejiler geliştirmelerini zorunlu hale getirmiştir. Bu anlayışla kendini şekillendiren işletmeler için geliştirmesi gereken ilk strateji, müşterinin odak haline getirilmesidir. Ayrıca müşteri memnuniyetini ve tatminini sağlamak ve müşteri değeri oluşturmak da gerekli stratejilerdendir (Demir ve Kırdar, 2000). Mevcut müşterilerin işletmeye ya da ürüne bağıllığını ve sadakatini devam ettirmek ve korumak MİY'in en temel görevidir. Bugün teknolojik araçlar ve imkanlar dahilinde müşterilerin ürünlere ulaşması, ürünlerden haberdar olması oldukça kolaydır. Burada firmaların karşılaştığı asıl mücadele edilmesi gereken olgu kaliteli, ihtiyacı karşılayan ve tatmin eden ürün veya hizmetlerin müşterilere sunulmasıdır (Demir ve Kırdar, 2000).

Kumar'a (2010) göre ise, amacı müşterilerin mevcut ve gelecekteki değerlerini en iyi hale getirmek olan MİY, bir firmanın karlılığını arttırabileceği müşterileri seçme ve bu müşterilerle olan ilişkilerini belirleme sürecidir. MİY, müşteriyi merkeze alan, organizasyonun genel kültürüyle uyumlu olan, müşterilerin elde tutulması ve yeni müşterilerin kazanılması için bir araç olarak yaygın biçimde uygulanan bir stratejidir (Demirel, 2007). İşletmeler belirledikleri hedeflerine ulaşabilmek için müşterilerinin beklentilerini karşılamak ve onların bağıllıklarının devam ettirilmesini sağlamak mecburiyetindedirler. Rekabetin yoğun olduğu doymuş pazarlarda mevcut müşterilere ulaşmak, yeni müşteriler kazanılmasına göre hem daha kolay hem de daha az maliyetlidir (Tsai ve Lu, 2009). Bu sebeple MİY'in mevcut müşterilere odaklanması stratejik açıdan doğru bir karardır (Peppers ve Rogers, 2016).

MİY çok önemli bir iş stratejisi olmasına ve yoğun olarak kullanılmasına rağmen kabul gören genel bir tanımı yoktur. Mevcut tanımlar aşağıda sırasıyla verilmiştir.

- i. MİY, müşterilerin kim oldukları, ne yaptıkları ve neyi beğendikleri perspektifiyle anlamak isteyen iş süreçleri ve teknolojileri karmasıdır (Ryals ve Knox, 2001).
- ii. MİY, müşterilerle temas halinde olan alışveriş sürecini, müşteri hizmetlerini, pazarlama çabalarını, saha desteğini sunan ve diğer destekleri sorunsuz bir şekilde bütünleştiren kapsayıcı bir yaklaşımdır (Xu vd., 2002).
- iii. Doğru ürün/hizmeti, doğru müşteriye, doğru kanalla, doğru zamanda ve doğru maliyetle sunarak sadık ve karlı müşterileri yaratma, tanıma, geliştirme ve elde tutma aktivitelerini gerçekleştirmesidir (Galbreath ve Rogers, 1999).
- iv. Müşteri ilişkileri yönetimi, işletme süreçlerinin otomasyonu, teknolojik çözümler ve bilgi kaynakları yoluyla satış, pazarlama, hizmet, girişim, kaynak planlaması ve arz zinciri yönetimi fonksiyonlarını, her bir müşteri ilişkisini en üst düzeye çıkarmak için bütünleştirir (Uysal ve Aksoy, 2004).
- v. MİY, müşterilerin ihtiyaçlarını anlamayı, bunları karşılayarak geliri arttırmayı, müşteri değerini ve müşteriye sunulan ürün ve hizmet kalitesini artırmayı amaçlayan bir stratejidir (Buttle ve Maklan, 2015).
- vi. MİY, bir firmanın en karlı şekilde hizmet verebileceği müşterileri seçme ve bir şirket ile bu müşteriler arasındaki etkileşimleri şekillendirme stratejik sürecidir. Asıl amaç, müşterilerin şirket için şimdiki ve gelecekteki değerini optimize etmektir. (Kumar ve Reinartz, 2018).
- vii. Müşteri değerinin ortaya çıkarılması ve artırılması, değerli müşterilerin sadık kalması için motive etmek yani tekrar ürün/hizmet almasını sağlayacak imkanlar sunan bir altyapıdır (Siddiqi vd., 2006).
- viii. MİY, hedeflenen karlı müşterilere değer yaratılması ve değer sunulmasını amaçlayan işletmenin dahili iş süreçleri ve fonksiyonlarını, işletmenin dış bağlantılarıyla bütünleştirdiği, kaliteli müşteri verisine odaklı ve bilgi teknolojileriyle desteklenen ana iş stratejilerinden biridir (Buttle, 2009).

Bu tanımlardan anlaşılacağı üzere MİY sadece bilgi teknolojileri, veritabanı teknolojileri ya da veri toplama faaliyetleri değildir. MİY, işletmenin sadece bir bölümü tarafından ele alınmaması gerektiği, işletme içindeki duvarların kaldırılarak aynı amaçla tüm birimlerin benimsemesi gerektiği bir anlayıştır. MİY kapsamına sadece son kullanıcı müşteriler değil tedarikçiler, ortaklar, dağıtıcılar da girmektedir.

1.3. Müşteri İlişkileri Yönetiminin Ortaya Çıkışı

Müşteri İlişkileri Yönetimi (MİY) kavramı bir süreç sonunda ortaya çıkmıştır. Bu sürecin ilk adımı veritabanı pazarlamasıdır. Veritabanı pazarlaması, pazarlamacılara kişiselleştirilebilir pazarlama programları ve stratejilerini geliştirmelerini, analiz etmelerini, uygulamalarını, ölçmelerini ve gereğine uygun olarak düzenlemelerini olanaklı kılan, veritabanı teknolojisi ile yönetilen, bilişim merkezli pazarlama sürecidir (Ha ve Park, 1998). Veritabanı pazarlaması ile müşterilerin tanınması amaçlanmalıdır. Bazı veritabanı pazarlaması çalışmaları, müşteri bilgilerini sadece broşür ya da e-posta göndermek için listelemek için veya amacına uygun olmayan bilgisayar sistemlerinin kullanılması gibi olasılıklar yüzünden başarısız ve etkisiz olmakta sadece ek maliyet getirmektedir (Kamakura vd., 2003; Shaw, 1993). Elde edilmesi gereken bilgiler müşterilerin tanınması için gerekli demografik, davranışsal faktörler gibi ne aldığı, ne kadar harcadığı, tüm hareketlilikleri ve kimin aldığı bilgilerini içermelidir.

Veritabanı pazarlamasından sonra ikinci adım olan Leonard Berry tarafından önerilen müşteriler ile işletmeler arasında boşluğu en aza indirmek amacıyla (Berry, 1983) ortaya çıkan İlişkisel Pazarlamadır (İP). İP, temel anlamda müşterilerin elde tutulması ve müşteri ile ilişkilerin geliştirilmesi üzerine yoğunlaşmış, müşteri sadakatinin ve müşteri tatmininin artırılması, korunması ve geliştirilmesini amaçlayan bir stratejidir (Yurdakul, 2007). İP, sadece müşterinin hareketliliklerine ve yeni müşteri elde etmeye değil aynı zamanda müşterileri elde tutmaya ve müşterilerle uzun dönemli ilişkiye olanak sağlamaya odaklanmıştır.

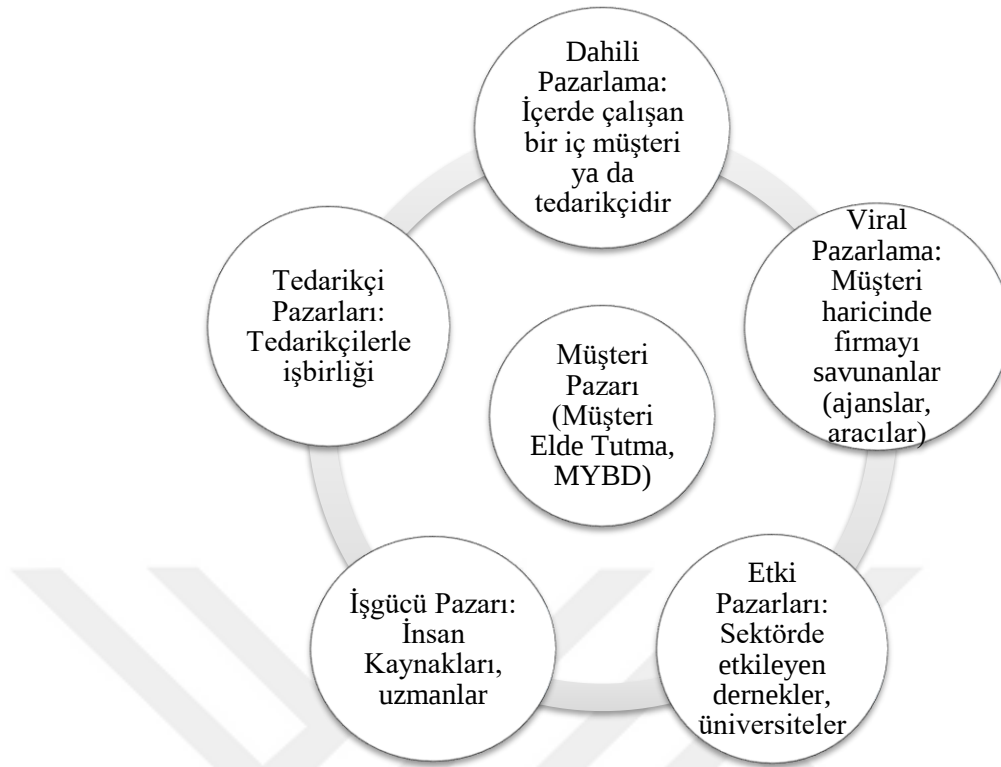
İlişkisel pazarlamanın işletmeler tarafından dikkate alınmasının üç ana sebebi vardır. Bunlardan *ilki* 1970'deki enerji krizidir. Bu kriz ile rekabet küresel çapta şiddetli hale gelmiş ve sonrasında kapasite fazlalıkları ve hammadde talebindeki düşüşler ekonomik enflasyon ile sonuçlanmıştır (Sheth, 2002). Bu olaylar, işletmelerin yeni müşteri kazanmaya odaklı pazarlama harcamalarından ve aktivetelerinden, müşteriye elde tutmayı önemseyen ilişki pazarlamasına geçiş yapmalarını zorunlu kılmıştır. Bu yıllarda İP pazarlama literatürüne, “müşteriyi çekmek, elde tutmak ve çeşitli hizmet örgütlerinde müşteri ile olan ilişkileri geliştirmektir” şeklinde girmiştir (Berry, 1983). Serbest pazar ekonomilerine geçişin hızlanması, teknolojik sıçramalar, bilgi toplumuna geçiş gibi insanoğlunun haberleşme imkanının arttığı dönemde, geleneksel ürün veya reklam bazlı pazarlamanın artık geçerli olmayacağı düşüncesi (Berry, 1983) ile ortaya atılan İlişkisel Pazarlamayı Dwyer vd., (1987) müşterilerle kârlı, etkileşimli ve bağlılık ve hatta evlilik

gibi gören bir ilişkinin yaratılmasına, korunmasına ve geliştirilmesine yönelik pazarlama ve yönetim çabaları olarak tanımlamıştır.

İkinci ana sebep, hizmet pazarlamasının araştırma alanındaki ve pazarlama alanındaki popülerliğidir. Hizmet pazarlamasının soyut, çabuk tükenen, eş zamanlı ve dahası etkileşimli olmalarından dolayı, ürün pazarlaması ile arasındaki farklılığını gösteren birçok makale ve çalışma yapılmıştır. Hizmet pazarlamasında son kullanıcı ile olan direkt ilişki ve bu ilişkinin kayıt edilebilirliği, araştırmacılara müşteri sadakati ve bire bir pazarlama alanında analiz ve teori geliştirme olanağı sağlamıştır (Sheth, 2002).

Üçüncü sebep ise işletmeden işletmeye pazarlama anlayışı ile az sayıda tedarikçi ile ilişkilerin güçlendirilmesi böylelikle maliyetlerin azaltılmasını, kalitenin geliştirilmesini, yönetilebilmesini ve kontrolünü amaçlayan yöntemler uygulanmaya başlanmasıdır (Oliveira, 2012).

İlişkisel pazarlamayı benimseyen firmalar, satışlarını arttırır, maliyetleri azalır, güçlü ilişki kurduğu müşterinin ağızdan ağıza pazarlama desteği ile reklam gideri azalır, çalışanlarının iş tatmini yükselir, müşteri kendisini değerli görür ve bunu sağlayan firmaya bağlılığını arttırarak, sürdürülebilir bir karlılık ve sadakat gösterir (Yurdakul, 2007). İlişkisel pazarlama ile ürün temelli satış ve pazarlama önemini kaybetmiş, müşterinin kendisine olan önem, müşteriye tanımak ve ilişki kurmak günümüz pazarlamasında bir ihtiyaç olmuştur. Bununla beraber, değer yaratma süreci ve müşteri ilişkileri yönetimi kavramı ortaya çıkmıştır (Haşin, 2015). Rekabet ortamında işletmelerin hayatta kalmaları müşterilerin değişen ve artan isteklerinin ve beklentilerinin anlaşılmasına, yorumlanmasına ve karşılanmasına bağlıdır. Bu sebeple bilgi teknolojilerindeki gelişmelerden de faydalanarak müşteri ilişkileri odaklı bir pazarlama yönetiminin gerçekleşmesi gerekmektedir (Yıldırım, Bucak ve Aksu, 2015). Payne vd. (2005), müşteriye tatmin edici bir şekilde hizmet verilmesi isteniyorsa altı pazarın dikkate alınması gerektiğini belirten bir model önermişlerdir. Şekil 6'da sunulan modelde, müşteri pazarı odak nokta olmasına rağmen ayrıntılı bir pazarlama stratejisi için beş farklı pazar bileşenine de ihtiyaç duyulmaktadır.



Şekil 6: İlişkisel Pazarlama Altı-Pazar Modeli

Kaynak: Hollensen, S., (2010), *Marketing Management: A Relationship Approach 2nd Edition*, New Jersey: Financial Prentice Hall. s. 9.

Her pazarın doygunluğa ulaşmış olması ve ürün/hizmet farklılığının eskisine nazaran daha az farklar içermesi ve bu sebeple rekabetin zorluğu geleneksel pazarlamanın yetersizliğini göstermektedir. Bu sebeple müşterilerin daha iyi yönetilebilmesi ve takip edilebilmesi amacıyla ilişkisel pazarlama felsefesi kullanılmalıdır. Aşağıdaki Tablo 1’de ilişkisel pazarlama ile geleneksel pazarlama anlayışının farklılıkları gösterilmiştir.

MİY, İlişkisel pazarlamanın devamında yoğun olarak kullanılmaya başlanmıştır. Müşteri payının pazar payından daha önemli hale geldiği, müşteri memnuniyeti ve müşteri sadakatinin önemli olması, müşteri değerinin anlaşılması gerektiği, müşterinin elde tutulmasının işletmenin asıl kaynağı olması gerektiği felsefesine dayanır. MİY, işletmelere müşteri odaklı, müşteriye dayalı ve müşteri merkezli olmasını sağladığından, bu da müşterilere kişileştirilmiş hizmet alma, değerinin ve saygının bilinmesi, bağlılığın oluşması anlayışını da beraberinde getirir (Akpınar, 2018).

Tablo 1: Geleneksel ve İlişkisel Pazarlama Farklılıkları

	Geleneksel Pazarlama	İlişkisel Pazarlama
Odak	Ekonomik etkileşim Ürün/marka ve 4P üzerinde karar odaklanması	Firma ve müşteriler arasında kurulan bir ağa bağlıdır.

Pazar çevresi	Pazarlama kuralları açık, tanımlanmış ve sabittir. Pazar uluslarla ve bölgelerle sınırlandırılmıştır.	Pazarlama kuralları daha az oranda açık, tanımlanmış ve sabittir. Pazar, daha az oranda bağlantılara ve ittifaklarla sınırlıdır. Firmalar arası sınırlar belirgin değildir.
Taraflar	Firma ve alıcılar, ortak pazarda buluşur. Uzak ve kişisel olmayan bağlantı kurulur.	Satıcı, alıcı ve diğer firmalarla karmaşık ilişki vardır. Güven ve bağlılığa dayalı yüz yüze, yakın kişiler arası bağlantılar vardır.
Amaçlar	Tüm tarafların amaçları benzer olarak en iyisi ne ise odur.	Aynı yönde bulunan ortak amaçlar ve hedefler vardır.
Yönetimsel Hedefler	Etkileşim/satış hacmi ve yeni müşteri kazanmak başarı sayılır.	Mevcut müşterilerin korunması, elde tutulması başarı sayılır. Müşteriyi tatmin etmek, karlılığı arttırmak ve sadakati arttırmak, müşteri riskini düşürmek gibi diğer amaçlara ulaşmak yönetimsel hedeflerdir.
Ürün Odağı	Yığın Üretim (Ürünlerin standart ve düşük maliyetli toplu üretimi)	Yığın kişiselleştirme (Belirli ürün özelliklerine uygun olacak her müşteriye uygun kişisel üretim)
İletişim	İletişim yapılandırılmış ve korunmuştur.	Açık iletişim yanlış yönlendirmeleri önler ve etkin işleyen ilişkiyi destekler.
Müşteriler	Müşteri ile iletişim azdır. Müşteriler çok bilgi sahibi değildir ve çok fazla bilgilendirilmezler.	Yüksek oranda müşteri etkileşimi sağlanır. Müşteriler pazarın farkındadır ve iyi bilgilendirilmiştir. Geri bildirimleri doğrudandır.
Rekabet Avantajı / Farklılaşma	Ürün kalitesi farklılaşma için önemlidir. Pazarlama karması farklılaşmada kullanılır.	Yaratıcılık farklılaşma için önemlidir. Uzun dönemli ve yakın ilişkiler, adaptasyon, müşteriyi merkeze koyma farklılaşmanın kaynağıdır.
Güç Dengesi / Paylaşma	Aktif satıcı – pasif alıcı şablonu vardır. Satıcı ve alıcı şüphelidir ve karşısındakine güven duymaz. Her taraf diğer tarafa göre tutum değiştirir. Güven eksikliği ve farklı amaçlar taşındığından paylaşım sınırlıdır. Daha çok fırsatçılık davranışı hakimdir.	Satıcı ve alıcı karşılıklı olarak aktif ve uyumludur. Karşılıklı güven güçlü bir ilişkinin temelidir. İş planlarının ve stratejilerinin paylaşımı vardır.
Firma Yönetim Seviyesi	Satış müdür, ürün geliştirme müdürü gibi fonksiyonel pazarlamacılar bulunur. Pazarlama sadece Pazarlama Bölümünün meselesidir.	Farklı fonksiyonlarda ve seviyelerdeki müşteriler pazarlamaya dahil edilir. Organizasyondaki her bir çalışan kısa zamanlı pazarlamacıdır. Uzman pazarlamacılar mevcuttur.
Resmiyet	Resmi ilişki kurulur.	Resmi ve gayri resmi ilişki mevcuttur.
Süreklilik	Kısa süreli ve farklı işler.	Sürekliliğin devamlı olması esastır. Kısa veya uzun süreli farketmez.
Genel Avantajlar / Dezavantajlar	Avantajları: Satıcı ve alıcının hareket özgürlüğü Dezavantajları: Firmanın, rakibin daha iyi bir ürün/hizmet sunması karşısındaki savunmasız kalma durumu	Avantajları: Müşterilerin beklentileri ve isteklerinin tahmin edilebildiği bir pazarın ve pazar ihtiyaçlarına ait doğru ve tam bilgiye ulaşılabilir. Dezavantajları: Hedefin ve amaçların odağındaki müşterilerin kaybı, firmayı savunmasız bırakır.

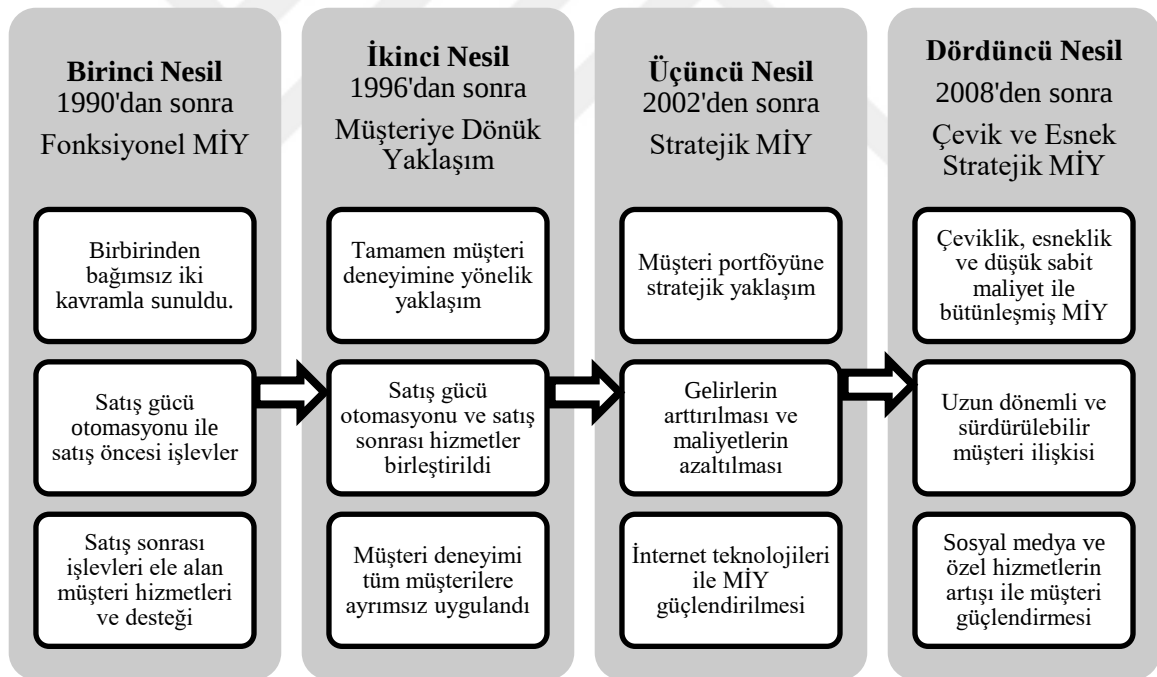
Kaynak: Hollensen, S., (2010), Marketing Management: A Relationship Approach 2nd Edition, New Jersey: Financial Prentice Hall. s. 11

MİY anlayışında işletmelerin asıl kaynağı müşteriler ve onlardan elde edilen verilerdir. Bu verilerin elde edilmesi, saklanması, kullanılması ise bilgi teknolojilerindeki gelişmeler sayesinde etkin bir şekilde kullanılmasını beraberinde getirmektedir. Bu verilerin

kullanılmaması, müşteriler üzerinde rahatsızlık ve kaybetme riskini beraberinde getirebilir. Bu yüzden işletmeler, ellerindeki müşteri bilgilerini doğru bir şekilde yönetebilmeli, etkin bir şekilde analiz etmelidir, çünkü müşterinin işletmeye olan sadakati bu bilgilerin içinde yer almaktadır. Bu şekilde bilgi teknolojilerini ve veri analizi müşteri elde tutma odaklı başaran işletmeler, rekabet ortamında yerini daha da sağlamlaştıracak bununla birlikte de sadece müşteri sadakatini yaratmayacak, aynı zamanda sadakatin getirdiği karlılığı elde edeceklerdir (Akpınar, 2018).

MİY, 1990'lerden bugünlere, taktiksel bir pazarlama aracından tüm pazarlama kararları içinde stratejik bir etken haline dönüşmüştür. Internetin gelişimi de MİY'in firmalarca benimsenmesini hızlandırmıştır. 1990'ların ortalarında popüler hale gelen MİY, daha sonra önemli bir gelişme kaydetmiştir (Kumar ve Reinartz, 2012).

MİY'in 1990'lerden bugüne olan evrimi ve aşamaları Şekil 7'de gösterilmektedir. Sırasıyla bu aşamaları açıklanacaktır.



Şekil 7: MİY Evrimi

Kaynak: Kumar, V. & Reinartz, W. (2018). *Customer relationship management: Concept, strategy, and tools*. Berlin: Springer. s. 17

Birinci Nesil (1990'dan sonra)

Bu zamanlarda satış gücü otomasyonu ve müşteri hizmet desteği, MİY'in ana konuları olmuştur. Satış gücü otomasyonu, satış sürecini ve sonrasını yönetmek için kullanılan tüm

araçları kapsamaktadır (Kulabaş ve Sezgin, 2010). Müşteri hizmet desteği, ürünler teslim edildikten sonra müşteriye verilen çağrı merkezleri, teknik destek hizmetleri tanımlamak için kullanılır (Kurata ve Nam, 2010). Birinci nesil MİY aşamasında firmalar, satış verimliliği ve hizmet fonksiyonunu geliştirmeye odaklanmışlardır (Maleki ve Anand, 2008).

İkinci Nesil (1996 sonrası)

1990'lerden sonra Kurumsal Kaynak Planlaması (KKP) adı altında geliştirilen uygulamalar ile birçok bağımsız sistem tek çatı altında toplanmıştır (Kumar ve Reinartz, 2012). KKP uygulamaları, şirketlerin yalnızca ürün ve üretim sürecine odaklanarak müşterilerin gereksinimlerini göz ardı etmesine çözüm olarak da müşteriye ve çevrelere odaklanmak üzere MİY geliştirilmiştir. Bu evrim aşamasında firmalar, müşteri elde tutmayı etkinleştirmişler, müşteri deneyimini artırma ve müşteri-firma ilişkisini güçlendirmeye çalışmışlardır.

Üçüncü Nesil (2002 sonrası)

2002 sonrasında firmalar müşteri analitiği yaklaşımıyla ve firmanın tedarikçi paydaşlarıyla internet ve web tabanlı bütünleşik bir KKP sistemi kurarak firma-tedarikçi ve firma-müşteri arasında verilmek istenen değer - gerçekleşen değer açığını kapatmaya çalışmışlardır. Bu sebeple hazır bir KKP ve MİY sistemi yerine, kendi tedarikçi ve müşterilerine dönük, tüm organizasyonu kapsayan ön uç ve arka uç entegrasyonu içeren sistem kurulmuştur (Kumar ve Reinartz, 2012).

Dördüncü Nesil

Stratejik MİY yaklaşımının etkin olarak uygulanmaya başladığı bu nesilde, MİY çevik ve esnek yönetilmesi ile müşteri değeri ve müşteri-firma ilişkisinin güçlendirilmesi amaçlanmaktadır (Kumar ve Reinartz, 2018). Bu nesilde kullanılan stratejik MİY, müşteriler için değer yaratma fırsatı sunar ve sonunda organizasyonlara mevcut ve kaznailması muhtemel müşterilerin arzu ve isteklerini anlamak, ihtiyaçlarını karşılamak konusunda yardımcı olur (Iriana ve Buttle, 2009).

Özetle MİY'in ortaya çıkış sebepleri şu şekilde sıralanabilir (Kırım, 2012);

- Kitlese pazarlamanın gittiçe pahalı bir müşteri elde etme yolu olması,
- Müşteri pazarındaki payın, pazar payından daha önemli hale gelmesi,
- Müşteri memnuniyeti ile müşteri sadakatin öneminin anlaşılması,

- Sahip olunan müşterinin değerinin anlaşılması ve bu müşteriye elde tutma çabalarına duyulan gereksinim,
- Birebir pazarlamanın önem kazanmasıyla birlikte müşteriye özel ihtiyaç ve tercihlerine göre davranma gerektiği stratejisi,
- Pazardaki rekabetin yoğunluğu,
- İletişim teknolojileri ve veritabanı yönetim sistemlerinde yaşanan gelişmelerdir.

MİY'in çıkış sebepleri belirtildikten sonra, MİY'in bir strateji ve pazarlama bileşeni olarak amaçları açıklanacaktır.

1.4. Müşteri İlişkileri Yönetiminin Amacı

Müşterilerin hayat algılarında ve davranışlarında değişiklikler olmaktadır ve bu değişikliklere firmaların adapte olması sadece rekabet için değil firmaların kendi varlıklarını devam ettirebilmeleri için gereklidir, bu sebeple müşterilerle uzun dönemli ilişki kurulması hiç olmadığı kadar önemli bir zorunluluk haline gelmiştir (Buttle ve Maklan, 2015). Bireyselleşmenin arttığı bir yaşam tarzının çoğalması ve yeni genç nüfusun özellikle pazarda söz sahibi olması temel demografik değişimlerdir. Ayrıca, sosyal medya ve mobil telefon uygulamalarının kullanımı (Al-Homery, Asharai ve Ahmad, 2019), anlık gerçek bilgiye ulaşılabilirlik, çalışanların da müşteri ilişkilerindeki önemi (Rahimi ve Kozak, 2017) ve kişisel tatmin duygusunun alışverişte karar vermeyi etkilediği davranışsal değişimler de söz konusudur (Kumar ve Reinartz, 2018). MİY, bir iş stratejisidir ve asıl amacı müşteri değerinin oluşturularak karlı müşterilerin tanımlanması, kazanılması, tatmin edilmesi, elde tutulması ve aradaki ilişkinin sürdürülmesidir (Saputra vd., 2019).

MİY amaçları şu şekilde sıralanabilir:

- i. Müşteri tatmininin arttırılması
- ii. Müşterinin sadakatının arttırılması
- iii. Müşterinin elde tutulmasının geliştirilmesi
- iv. Çapraz/Yukarı satış imkanlarının arttırılması
- v. Müşteri ilişkilerinin karlı hale getirilmesi
- vi. Farklılaşmayı/Kişiselleştirmeyi sağlamak
- vii. Müşteri memnuniyeti oranının artışı

Bu maddeler aşağıda sırasıyla açıklanacaktır.

i. Müşteri Tatmininin Arttırılması: Birçok çalışmada tatminin, müşterilerin elde tutulması için en gerekli terim olduğu ve bu sebeple ilişkisel pazarlama yaklaşımlarının en üst noktasında yer aldığı belirtilmiştir (Rust ve Zahorik, 1993). Müşteri tatmini, bir çıktı ya da bir süreç olarak farklı tanımlanmıştır. Müşteri tatmini, müşterinin bir şirketle ilişkisinden elde ettiği değere karşılık bu ilişkiye veya etkileşime karşı ne yaptığını gösterir (Peppers ve Rogers, 2016). Tüketim tecrübesi sonucunda elde edilen bir çıktı olarak görülen tatmin, alışveriş davranışı ile elde edilen tecrübelerine yönelik müşterinin duygusal tepkisidir (Yi, 1990). Tatmini bir süreç olarak gören anlayışa göre tatmin, tercih edilen bir seçeneğin, o seçenekten tercih etmeden önce beklenen inançlara olan tutarlılığının değerlendirmesidir (a.g.e., 1990). Müşteri tatmininin arttırılmasının işletmelerin ekonomik performanslarına önemli katkıları vardır (Bolton, Lemon ve Verhoef, 2004). Müşteri tatmininin müşteri şikayetleri üzerinde negatif etkisi, müşteri sadakati, alışveriş davranışı üzerinde pozitif etkileri olduğu bilinmektedir (Bolton, 1998; Fornell, 1992). Müşteri tatmini aynı zamanda fiyat elastikiyetinde azalma, mevcut müşterilerin rakiplerin müşteri kazanma girişimlerine karşı bir koruma, gelecekteki etkileşimler için düşük maliyetler, hata maliyetlerinde azalmalar, yeni müşterileri elde etmede düşük maliyetler ve işletmeye artan bir şöret sağlamaktadır (Anderson vd., 1994). MİY uygulamaları da, işletmelere her bir müşteri için ürün/hizmetlerin kişiselleştirme olanağı sunmaya, ürün/hizmetin algılanan kalitesini geliştirmesine (Soltani ve Navimipour, 2016) ve müşteri ile ilişkilerin başlatılmasına, korunmasına ve sonlandırılmasına olanak sağlayarak, müşteri tatmininin yönetilmesinde yardımcı olur (Mithas, Krishnan ve Fornell, 2005). Müşterinin tatmini arttıkça müşterinin sadakati de artmakta böylece satın alma sürecinden tatmin olan müşterinin tekrar satın almasını tetiklemektedir (Balci vd., 2019; Kumar ve Reinartz, 2012; Oliver, 2010; Peppers ve Rogers, 2016).

ii. Müşterinin Sadakatinin Arttırılması: Günümüzde rekabetin yoğun olduğu pazarlarda değerli bir varlık (Srivastava, Shervani ve Fahey, 1998) olarak görülen müşteri sadakati, davranışsal bir ölçümdür (Kumar ve Shah, 2004). Müşteri sadakati bir işletmenin müşterilerine değer yaratma çabalarında en büyük rolü oynamaktadır çünkü müşteri sadakatindeki küçük artışların uzun vadede işletmenin karlılığı ve sürdürülebilirliği üzerinde oldukça önemli etkileri olduğu kabul edilmektedir (Limakrisna vd., 2018). Müşteri sadakati ölçümünün müşteri değeri portföyü içindeki etkisi incelenmelidir (Peppers ve Rogers, 2016). Müşteri sadakatinin ölçümünde genel olarak satın alma ve alışveriş yapma payı (Mägi, 2003), cüzdan payı (Berger ve Nasr, 1998) ve

müşterinin belirli bir dönem içinde en son ne zaman geldiği, aynı dönemde kaç kere geldiği ve aynı dönem içinde toplam ne kadar harcadığına dayanan ve RFM (Recency, Frequency and Monetary) olarak adlandırılan geçmiş müşteri değeri ölçümü (Hughes, 1996) kullanılmaktadır.

Müşteri sadakatinin dört faydası bulunmaktadır (Reichheld ve Teal, 2001).

- Sadık müşterilere ürün/hizmet sunma maliyeti düşer.
- Sadık müşterilerin fiyat duyarlılığı düşüktür.
- Sadık müşteriler işletmeye/markaya daha fazla vakit ayırır.
- Sadık müşteriler, beğendikleri ürün/hizmet/marka/işletme hakkında olumlu tavsiyelerde bulunurlar.

Müşteri sadakati kavramı, müşteri kaybı ile doğrudan ilişkili bir kavramdır. Sadakatin tesisi müşteri kaybıdır. Bu tezin anacı müşteri kaybını belirlemektir. Müşteri kaybı kavramı 2. Bölümde ele alınacaktır.

iii. Müşterinin Elde Tutulmasının Geliştirilmesi: Müşteri İlişkileri Yönetiminin müşteri elde tutmanın geliştirilmesinde önemli bir belirleyici olduğu birçok araştırmada ortaya çıkmıştır (Boulding vd., 1993; Zeithaml vd., 1996). Müşteri elde tutma günümüzde sürekli (tekrarlı) müşteri-firma etkileşimine dayanan herhangi bir firmanın rekabette başarısını etkileyecektir. Sektördeki büyük firmaların karlılığını, en karlı müşterileri belirlemektedir. Bu yüzden firmaların bu müşterileri elinde tutması karlılığını hep üst seviyede tutacaktır (Ghavami ve Olyaei, 2006). MİY uygulanmasıyla birlikte gelen toplanan veri müşterilerin takibi ve müşteriler üzerinde karar almayı destekleyecektir. Müşteri elde tutma stratejisi uzun dönemde müşteri ile ilişkilerin devamını sağlar (Kumar ve Reinartz, 2018). Yüksek elde tutma oranı, düşük müşteri kaybı oranı demektir (Buttle, 2009).

iv. Çapraz/Yukarı Satışın İmkanlarının Arttırılması: MİY araçlarından biri olan çapraz satış ve yukarı satış müşterilerle güçlü ilişkiler oluşturur (Kamakura vd., 1991). Çapraz satış ve yukarı satış, MİY'in önemli uygulama alanlarından biri olup, müşterilere satılan ürün ve hizmetlere ek olarak ilavelerin satılmasıyla gelirin arttırılmasını sağlar (Güneş, Akşin, Örmeci ve Özden, 2010). Ayrıca çapraz/yukarı satışın oluşması firmanın müşterisini daha iyi tanınması için veri ve zaman kazandıracaktır (Kamakura vd., 2003). Çapraz-yukarı satışın başarılı olması halinde, müşteri portföyündeki bölümlendirmeler firma için daha anlaşılabilir olacaktır böylece firma doğru müşteriye ulaşabilecektir, bu da müşteri odaklı yönetim kabiliyetini arttıracaktır (Lee, Lee ve Sohn, 2013).

Çapraz/yukarı satışın müşteri ilişkisini güçlendirip kayıp olma olasılığını düşürmesi basit bir yönteme dayanır. Müşteri firmadan ek ürün/hizmet aldıkça, müşteri için firma değiştirme maliyetinin artmasını beraberinde getirecektir.

v. Müşteri ilişkilerinin karlı hale getirilmesi: MİY uygulanmasıyla elde tutulan ya da yeni elde edilen müşterilerle uzun dönemli ilişkilerin kurulması, müşteri memnuniyetini gerçekleştirmesiyle olur. Memnun olan müşterilerin zaman içinde sadık müşteriler haline dönüşmesi uzun dönemli karlı bir müşteri değerinin oluşmasını beraberinde getirecektir (Josiassen vd, 2014).

vi. Farklılaşmayı/Kişiselleştirmeyi sağlamak: MİY, müşteri ile olan ilişki geliştikçe müşteriyi daha iyi tanıma ve yönetme fırsatını yakalayacaktır. Rekabetin getirdiği sorunlardan biri olan hızlı değişen müşteri beklentilerini en uygun ve hızlı bir şekilde yanıt verebilmek için müşteriyi tanımak gerekmektedir. MİY, firmalara müşteri beklentilerine göre ürün/hizmetlerdeki kişiselleştirmeyi kullanabilmesine ve bu süreci yönetmesine imkan tanıyacaktır (Anshari vd., 2019). Farklılaşma/Kişiselleştirme stratejisi firmanın, müşterinin önem verdiğini düşündüğü özellikleri barındıran bir ürün veya hizmet yaratmasını içerir (Spencer, Joiner ve Salmon, 2009). Farklılaşma/Kişiselleştirme süreci zor yönetilen, maliyetli ve normal ürün/hizmet üretim sürecine göreceli olarak daha fazla zaman alan bir yöntem olmasına rağmen, bir firma rakiplerine karşı ürün ve hizmetlerinde farklılaşma/kişileştirme ile üstünlük gösterebilir (Karjaluoto vd., 2015).

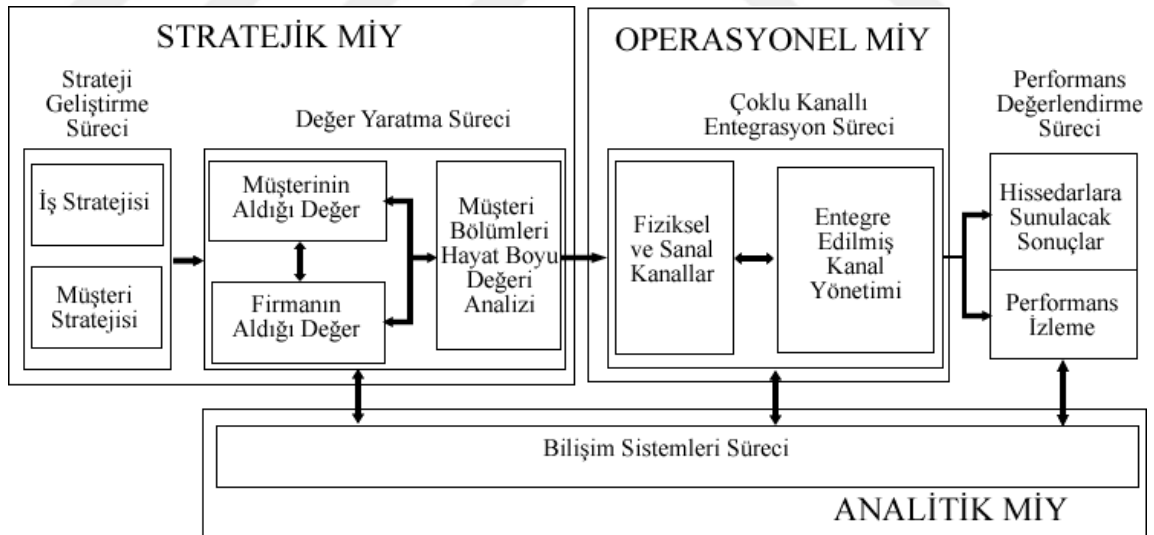
vii. Müşteri memnuniyeti oranının artışı: MİY, firmalara sunduğu müşteriyi tanıma imkanlarıyla müşterilerin ne düşündüğünü, nasıl hareket ettiğini, alışverişini ne zaman hangi sıklıkta yaptığını gerek geri bildirim gerekse müşteri verileriyle elde edilmesini sağlar. Müşterilerinin geçmişte nasıl davrandığını ve neler beklediğini bilen firma, gelecekte müşteriyi memnun edecek stratejiler geliştirebilecektir. Müşterinin memnuniyet oranındaki artış, tekrar eden satın alma işlemini arttırırken, başka kişilere de bu tecrübesinden ücretsiz olarak (Long vd., 2013) bahsedip yeni müşterilerin elde edilmesindeki maliyetleri azaltabilir (Tao, 2014).

Bu amaçlar doğrultusunda, müşterilerin sektörde ihtiyaçlarını karşılamada ikame ürünlerin varlıkları ve çoklukları, firmaları zorunlu olarak müşterilerinin beklentilerini karşılamaya, onları daha iyi tanımaya ve uzun dönemli bir ilişki kurmalarına zorlamaktadır. Çünkü müşterilerin ağızdan ağıza pazarlama konusunda sosyal çevresindeki etkisi düşünülürse, firmalar için kaybedilmiş bir müşteri aslında kaybedilmiş

en az 10 müşteri demek olacaktır (Ballings ve Poel, 2012). Müşterinin istekleri doğrultusunda ürün/hizmet sunmak, buna yönelik iş ve pazarlama stratejileri geliştirmek, müşteri odaklı yönetim sergilemek artık hemen hemen her sektördeki oyuncuların varlık nedeni haline gelmiştir. Bu nedenle MİY, operasyonel, analitik ve stratejik boyutlarda süreci destekleyici bilgi akışını sağlayan müşteri karlılığına ve elde tutulmasına katkıda bulunan müşteri odaklı bir yönetim yaklaşımıdır (Buttle ve Maklan, 2015).

1.5. Müşteri İlişkileri Yönetiminin Boyutları

Bilgi ve bilişim teknolojilerinin pazarlama, satış ve hizmet konularında da faydalı bir araç olarak kullanılan MİY, karlılık ve firmanın sürdürülebilirliği için sadece yönetsel bir yöntem değil aynı zamanda bir gereklilik olarak kabul edilmektedir (Kumar ve Shah, 2004). Bu görüşü savunanlar, bilişim teknolojilerinin MİY kapsamına alınmaması durumunda milyonlarca müşteri ile etkin ve sağlıklı bir müşteri stratejisinin oldukça yetersiz kalacağını belirtmişlerdir. MİY'in doğru olarak uygulanması için MİY analitik, operasyonel ve stratejik olarak üç ana boyutta ele alınmalıdır (Buttle ve Maklan, 2015). MİY boyutları Şekil 8'de gösterilmektedir.



Şekil 8: Stratejik, Operasyonel ve Analitik MİY

Kaynak: Buttle, F. & Maklan, S. (2015). *Customer relationship management: Concepts and technologies 3rd Edition* London: Routledge. s. 21

1.5.1. Analitik MİY

MİY uygulamalarının ana parçalarından biri olan Analitik MİY, müşteri ile ilişkili tüm verilerin stratejik ya da taktiksel kapsamda kullanılabilmesi sürecini içermektedir (Liu, 2015). Burada söz edilen süreç, hem müşteri değerini hem de şirket değerini arttırmak

amacıyla müşteri ile ilgili tüm verilerin elde edilmesi, saklanması, bütünleştirilmesi, işlenmesi, yorumlanması, dağıtılması, kullanılması ve raporlanmasına kadar olan tüm işleyişi kapsamaktadır (Zaby ve Wilde, 2018).

Müşteri ile ilişkili veriler, geçmiş dönemlerdeki satın alma verileri, ödeme geçmişi ya da kredi notu gibi finansal verileri, tutundurma çabalarına yanıtları ya da sadakat durumunu içeren müşteri verileri şeklinde sıralanabilir. Ayrıca, bu verilerin haricinde müşterilere ait başka kaynaklardaki harici veriler de analitik sürece dahil edilebilir. Örneğin, sosyal medya hesaplarındaki fotoğraf ve video paylaşımları, sosyal medyada yaptıkları yorumlar, internette gezindiği yerler veya elektronik ticaretteki alışverişleri kayıtları gibi big data olarak adlandırılan büyük veriler, müşterilerini tanımaya çalışan firmaların dikkatini çekmiştir (Liu, 2015).

Müşteri değerini veya müşteri tercih eğilimlerini anlamadaki faydalarından bahsedecek olursak, analitik MİY;

- Firmalara hedef müşterilerinin hangileri olduğunu anlamalarını sağlar,
- Potansiyel müşterilerin kimler olduğu ve bunlara tutundurma çabalarının hangi seviyede olacağı,
- Ürün veya hizmet satışında neye odaklanmaları gerektiği,
- Müşteri segmentlerine yönelik hangi farklı satış yaklaşımlarına karar vermeleri gerektiği sayılabilir.

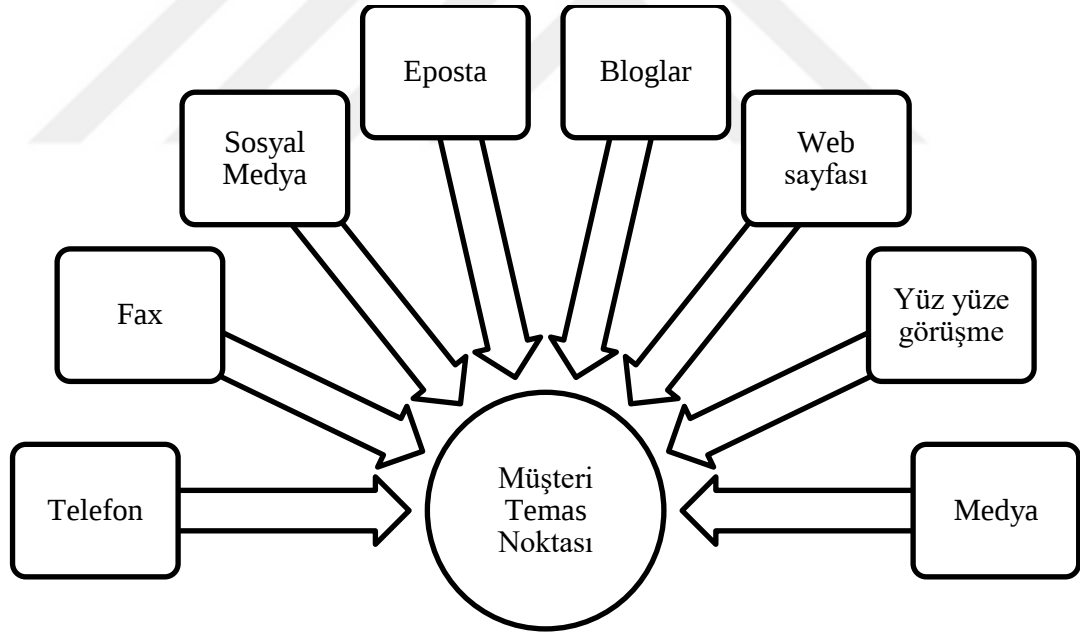
Firmaların müşterilerinin beklentilerini anlamasına olanak sağlayan analitik MİY, böylece çapraz ve üst satış imkanı sağlar. Analitik MİY, firmaların sadık ya da potansiyel müşterilerine sahip oldukları değerlere göre nasıl bir tutundurma çabası içine girmesi gerektiğini de ortaya çıkarabilir. Sadık veya potansiyeli yüksek müşterilere karşı yoğun ve yüz-yüze satış yapılması, sadakati az olan veya firmaya yakınlığı düşük olan müşterilere karşı ise tutundurma çabaları kaynaklarının düşük seviyede tutulması gibi kritik kararlar sunabilir (Gončarovs, 2017). Ayrıca analitik MİY, etkili bir şekilde mevcut müşterilerin korunarak elde tutulması ve yeni müşteri kazanma konusunda firmalara destek sağlar.

Müşteri perspektifinden bakıldığında ise analitik MİY, müşteriye zamanında ve kişiselleştirilmiş çözümler ve teklifler sunmayı sağlayarak müşteri tatmini arttırmasına ve beklentilerini karşılamasına yardımcı olur (Saputra vd., 2019).

1.5.2. Operasyonel MİY

Operasyonel MİY müşterilerin takip edilmesi amacıyla gerçekleştirilen satış, müşteri hizmetleri ve kurumsal pazarlama hizmetlerinin bütünüdür. Bu hizmetler satış, pazarlama ve hizmet süreçlerini içerir (Akhil vd., 2020). Bunlara örnek olarak çağrı merkezleri, internet sitesi, mesajlaşma gibi hizmetler operasyonel MİY örneklerindendir (Şekil 9).

Operasyonel MİY'in ana uygulamaları *satış gücü otomasyonu*, *müşteri hizmet ve desteği otomasyonu* ile *kurumsal pazarlama otomasyonudur*. Satış gücü otomasyonu, MİY'in ilk ortaya çıktığı amacı olan firmanın satış faaliyetlerini yönetmek için teknolojinin uygulanmasıdır (Zaby ve Wilde, 2018). Satış otomasyonunun önemli görevlerinden bahsedecek olursak, satış yönetimi, satış tahminleri, çalışanların performans takibi, yeni müşteri bulma, satın almaya hazır müşterinin yönetilmesi, satış ihtiyaçlarının tespit edilmesi, satış için gereksinimlerin geliştirilmesi, satış sunumlarının geliştirilmesi ve hazırlanması, müşteri isteklerinin ve kişisel özelliklerinin izlenmesi, iletişim bilgilerinin yönetilmesi ve satışın gerçekleştirilmesi şeklinde söylenebilir (Rahimi ve Kozak, 2017).



Şekil 9: Operasyonel MİY Örnekleri

Satış gücü otomasyonu, firmalara satış süresince tüm adımların takibi ve saklanmasına yardımcı olur. Müşteri hizmet ve desteği ise hizmet talepleri, ürün iadeleri, müşteri şikayetleri ve isteklerini içeren tüm hizmet süreçlerinin otomasyonu ve koordinasyonunu barındırır (Al-Homery vd., 2019). Bu hizmet ve süreçler iletişim merkezleri, çağrı merkezleri, web sitesi portalı ya da yüzyüze etkileşim ile sağlanabilir. Kurumsal pazarlama otomasyonu ise, yazılım teknolojilerinin pazarlama süreçlerinde

uygulanmasıdır. Pazarlama süreçlerinde yazılımların uygulanması ile müşteri segmentasyonu, kampanya yönetimi ve etkinlik bazlı pazarlama gerçekleştirilir. Bu yazılımlar müşterilere yönelik belirlenmiş iletişim ve tekliflerin geliştirilmesi ve müşteri verilerinin toplanıp incelenmesine olanak sağlar.

1.5.3. Stratejik MİY

Stratejik MİY, kârlı mevcut müşterilerin korunmaya ve kârlı yeni müşterilerin kazanmaya çalışıldığı temel bir müşteri-odaklı iş stratejisidir (Saputra vd., 2019). Stratejik MİY'in amacı, firma ile müşteri çıkarlarındaki denge ihtiyacını tanıyan, müşterilerin yaşam boyu değerini maksimize eden temel pazarlama prensiplerini kullanmaktır (Kumar ve Reinartz, 2012). Diğer bir amacı da kısa, orta ve uzun vadeli düşünüldüğünde kârlı müşterilerin elde tutulması ve yeni kârlı müşterilerin kazanılmasıdır (Chalmeta, 2006; Iriana ve Buttle, 2009).

Başarılı bir stratejik MİY uygulaması, sürdürülebilir ve taklidi zor rekabet avantajı sağlayan şu imkanları sağlar (Chalmeta, 2006; Iriana ve Buttle, 2009);

- Müşterilerin farklı bölümlere ayrılması,
- Ürün değeri kavramından öteye müşteri değeri kavramının analizi,
- Müşteri bölümleri ya da bireysel müşteri bazında gelir, kar ve toplam karlılığın hesaplanabilmesi,
- Pazarlama ve satış çabaları yatırımlarının maliyet etkinliğinin belirlenebilmesi,
- Müşteri göçünün gelişimi ve zaman içindeki değişiminin incelenebilmesi,
- Müşteri ve sağladığı karlılığın tahmin edilebilmesi.

MİY'in boyutlarının temel dinamiği, rekabet ortamında avantaj sağlayacak müşteri odaklı iş kültürünün işletmenin tüm kademelerinde yaratılması ve benimsenmesidir (Al-Homery vd., 2019). Bu sebeple MİY uygulamaları için çeşitli modeller geliştirilmiştir.

1.6. Müşteri İlişkileri Yönetimi Modelleri

MİY'in başarılı şekilde uygulanması ve yerleştirilmesi için çeşitli modeller geliştirilmiştir. Müşteri İlişkileri Yönetimi kapsamında geliştirilmiş bu modeller, sırasıyla IDIC Modeli, MİY Değer Zinciri Modeli, Payne ve Flow 5 Süreç Modeli ve Gartner Yetkinlik Modeli (Buttle ve Maklan, 2015) olarak ele alınmaktadır.

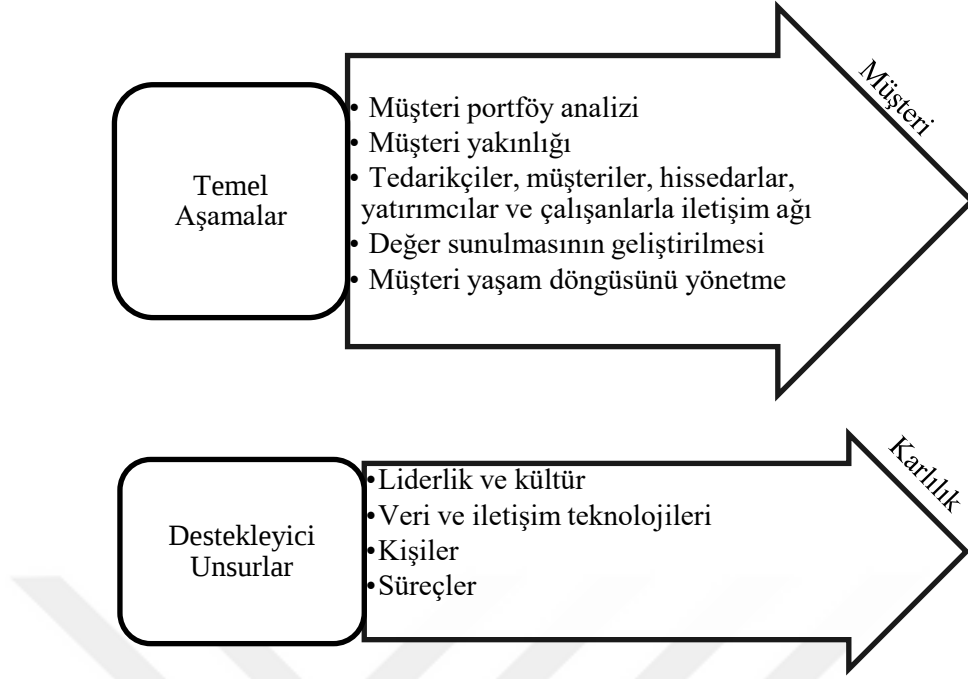
1.6.1. IDIC Modeli

Peppers ve Rogers Group (2004) tarafından geliştirilen bu IDIC (Identify, Differentiate, Interact, Customize, sırasıyla Tanımlama, Ayırma, Etkileşime Geçme ve Uyarlama) modeline göre firmalar müşterileriyle yakın bire bir ilişki kurmak için dört eylem gerçekleştirmelidir. Bunlar;

- Tanımlama: Firmalar, müşterilerinin kim olduklarını bilmeli ve onları derinlemesine tanımalıdır.
- Ayırma: Yüksek değere sahip ve gelecekte daha değerli olacak müşterileri belirleyerek, müşterileri ayırmaları gerekmektedir.
- Etkileşime Geçme: Müşteri beklentilerini anlamalı ve onlarla etkileşime geçerek kazanmalı. Müşterilerin, rakip firmalarla olan ilişkilerini de anlamalıdır.
- Uyarlama: Müşterilerin beklentilerini karşılayacak teklifleri sunmalı ve iletişimi sağlamalıdır.

1.6.2. MİY Değer Zinciri Modeli

MİY Değer Zinciri, Francis Buttle (2004) tarafından önerilen bu model, müşteri karlılığını amaçlayan beş temel aşamayı ve bunu destekleyen dört unsuru içermektedir. Beş temel aşama, müşteri portföyü analizi, müşteri yakınlığı, ağ gelişimi, değer önerisi gelişimi ve müşteri yaşam döngüsünün yönetimidir. Temel aşamaları da liderlik ve kültür, veri ve iletişim teknolojileri, kişiler ve süreçlerle destekleyerek mevcut müşterileri elde tutmayı ve yeni müşteriler kazanmayı amaçlar. Şekil 10'da MİY Değer Zinciri Modeli gösterilmektedir.

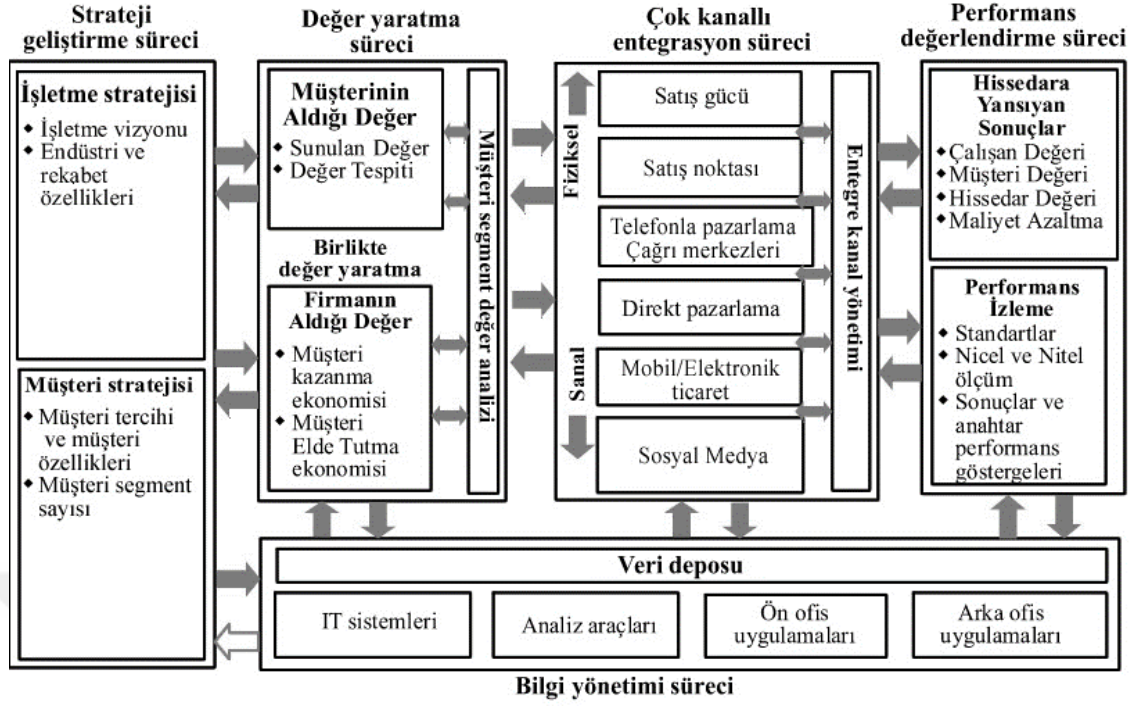


Şekil 10: MİY Değer Zinciri Modeli

Kaynak (Uyarlama): Buttle, F., 2009. *Customer relationship management concepts and technologies*, New York: Routledge. s. 20

1.6.3. Payne ve Flow'un 5 Süreç Modeli

Payne ve Flow, MİY içinde 5 temel süreç belirlemişlerdir. Bu süreçler, *strateji geliştirme süreci*, *değer yaratma süreci*, *çok kanallı entegrasyon süreci*, *performans değerlendirme süreci* ve bunlarla bilgi alışverişinin sağlandığı ve aktarıldığı *bilgi yönetimi sürecidir* (Şekil 11). Bu süreçlerden strateji geliştirme ve değer yaratma süreci Stratejik MİY olarak, çok kanallı entegrasyon süreci ve performans değerlendirme operasyonel MİY olarak ve Bilgi Yönetimi süreci ise Analitik MİY olarak değerlendirilebilir (Buttle, 2009).



Şekil 11: Payne ve Flow'un 5 Süreç Modeli

1.6.4. Gartner Yetkinlik Modeli

Bilişim teknolojileri danışmalık firması olan Gartner grup tarafından ortaya atılan bu modelde, firmaların MİY'nde başarılı olabilmeleri için sekiz temel yetkinliğe sahip olması gerekmektedir (a.g.e., 2009). Bu modelde amaç, MİY vizyonu yaratma, MİY stratejileri geliştirme, değerli müşteri deneyimi tasarlama, dahili ve harici örgütsel işbirlikleri, müşteri yaşam boyu çevrimi süreçlerinin yönetim, bilgi yönetimi, teknoloji uygulama ve MİY'in başarı veya başarısızlık göstergelerini belirlemektir (a.g.e., 2009). Aşağıdaki Tablo 2'de, Gartner Yetkinlik Modeli ve modelin içerikleri verilmiştir.

Gartner'in Yetkinlik Modelinde bulunan sekiz temel yetkinlik, etkili bir MİY girişiminin temel bileşenleridir. Bu modelde MİY'in amacı, hissedarlar veya paydaşlara sunulan değer, müşterilere verilen değer arasında bir denge oluşturulması ve karşılıklı fayda sağlayan ilişki kurulmasıdır (Gartner, 2007).

Müşteri odaklı bir işletmenin nasıl görünmesi gerektiğini özetlemeyen *MİY vizyonu* şirket için, arzulanan müşteriler, MİY'in faydaları ve sağlanacak müşteri deneyimi ile ilgilidir (a.g.e., 2007).

Tablo 2: Gartner Yetkinlik Modeli

Yetkinlikler	Yetkinlik İçeriği
1. MİY Vizyonu	: Liderlik Sosyal Değer Sunulan Değer
2. MİY Stratejisi	: Amaçlar Müşteri Bölümleri Etkin Etkileşim
3. Değerli Müşteri Deneyimi	: İhtiyaçları Anlamak Beklentileri Takip Etmek Tatmin ve Rekabet Karşılaştırması İşbirliği ve Geribildirim
4. Örgütsel İşbirliği	: Kültür ve Yapı Müşteri Anlayışı Kişiler: Yetenekler, Zorluklar, Teşvik ve Ödüller Çalışan İletişimi Ortaklar ve Tedarikçiler
5. MİY Süreçleri	: Müşteri Yaşam Çevrimi Bilgi Yönetimi
6. MİY Bilgisi	: Veri Analiz Sadece Müşteri Odaklı Bakış
7. MİY Teknolojisi	: Uygulamalar Teknoloji Mimarisi Altyapı
8. MİY Ölçüleri	: Ürün/Hizmet Sunma Maliyeti Tatmin Sadakat Sosyal Maliyetler

MİY stratejisi, genel olarak bir müşteri tabanı oluşturmak, bunu korumak ve sadakati sağlayarak pazarda pozisyonu belirlemeyi amaçlar (Buttle ve Maklan, 2015).

Firmalar, teknoloji, süreçler ve organizasyon gibi rahatlıkla anlayabileceği konularla ilgilenmeyi tercih ederken, *müşterilerin deneyimlerini* çok az dikkate alır. Firmalar bu sebeple, ilişki yönetimi açısından hem firma hem de müşteri için değer yaratmayı düşünmelidirler.

Üst yönetim, müşteri ile iletişimin öncelikli olmasını, çalışanların davranışlarını ve işletmenin diğer birimlerinin ortak MİY hedeflerini, *örgütsel işbirliği* kapsamında birleştirmeyi sağlamalıdır.

MİY süreçleri, müşterilerin bilgilerine yoğun olarak odaklanmakta ve firma ile olan bağıını geliştirmeyi amaçlamaktadırlar (Buttle ve Maklan, 2015). Bu sebeple, müşteriler için hangi süreçlerin daha önemli olduğunu anlamaya çalışırlar (Gartner, 2007).

Müşteri ile ilgili gerekli tüm bilgilerin elde edilmesi, saklanması, analizi, *MİY bilgisinin* yönetimi için zorunludur. Firmalar, analitik ve operasyonel süreçlerini desteklemek için hangi müşteri verilerinin gerekli olduğunu belirlemelidirler.

MİY sadece bir yazılımdan ibaret olmamakla birlikte, firma içindeki birimler arası bilgi aktarımını ve iletişimi sağlamak için belirli teknolojik standartlar ve MİY mimarisine ihtiyaç duyar. *MİY teknolojisinin* bu entegrasyonun sağlaması için donanım, yazılım ve altyapısında tutarlılık gerekmektedir (Gartner, 2007).

Müşteri odaklı firma olabilmek için firmalar ölçülebilir MİY hedefleri belirlemelidir. MİY ölçüleri ile müşteri sadakatini, müşteri maliyetini ölçmeli, bunların yanı sıra da iç müşteri olan çalışanlarının da performanslarını ve beklentilerini ölçmelidir. Daha sonra müşteri odaklı firma olabilmek için bu ölçüm sonuçlarını değerlendirmeli ve bunlara yönelik strateji ve taktikler geliştirmelidirler.

Müşterilerle güçlü bir ilişkinin kurulmasının başlıca nedeni karlılık, dolayısıyla ekonomiktir. Şirketler, kârlı müşterileri belirlemek, yeni müşteriler elde etmek, müşteri tatminini sağlamak ve mevcut müşterileri kaybetmemek için MİY kullanmaktadırlar. MİY, firmalara sadece iş süreçlerinin entegrasyonunu sağlamaz, ayrıca sakladığı ve analiz ettiği veriler ile müşterilerini daha iyi anlamayı, böylelikle müşterilere yönelik hem etkin ve azaltılmış pazarlama maliyetleri sağlar ve hem de müşteri kaybını azaltmaya yönelik bir yönetim stratejisi sunar (Buttle ve Maklan, 2015).

BÖLÜM 2: MÜŞTERİ KAYIP YÖNETİMİ

Bu bölümde müşteri kayıp yönetimi kapsamında müşteri kaybı kavramı gözden geçirilecektir.

2.1.Müşteri Kaybı Kavramı

Müşteri elde tutma ve müşteri sadakati ile doğrudan ilgili olan müşteri kaybı, firmaların odaklanması gereken bir işletme stratejisi konusudur. Müşteri kaybı, bir müşterinin alışveriş yaptığı ürünü aldığı firma ile olan ilişkisini bırakıp, benzer ürünü rakipten almasını içeren bir kavramdır. Müşteri kaybı oransal olarak ifade edilir (Hwang vd., 2004). Bu oranın fazla olması, müşterilerin firmayı terketmesinin kolay olduğu ve her sektör açısından ek maliyetler getiren ve zaman kaybına yol açan büyük bir sorundur.

$$\text{Müşteri Kayıp Oranı} = 1 - \frac{\text{Sadık Olan Müşteri Sayısı}}{\text{Toplam Müşteri Sayısı}} \quad (\text{Denklem 2})$$

Literatürde üç temel müşteri kaybı türü vardır (Yang ve Chiu, 2006):

- **İstem dışı kayıp olan müşteriler:** Bu müşteriler, aldıkları hizmet karşılığında ödeme yapmadıkları, çalıntı durumları ya da hileli kullanım durumları için firma tarafından anlaşmaları sonlandırılan müşterilerdir.
- **Zorunlu ya da engellenemeyen kayıp müşteriler:** Bu durum müşteri vefat ettiğinde ya da taşınma gibi firmaya olan fiziki uzaklıklardan dolayı söz konusu olabilir. Bu da istem dışı kayıp olan müşteriler kapsamına girer (Keaveney, 1995).
- **İstemli olarak kayıp olan müşteriler:** Müşteri bilinçli olarak firma ile olan ilişkisini sonlandırabilir. Bu durum iki kategoride değerlendirilebilir. Tesadüfi ve kasdi. Tesadüfi kayıpta müşteri, gelirindeki şartların değişmesinden dolayı aldığı ürün veya hizmetten vazgeçmesi durumudur. Gelir azaldığı ya da arttığında ikame ürün veya hizmet alımı için mevcut firma ile olan ilişkisini kesebilir. Müşterilerin kasdi olarak firma ile olan ilişkisini sonlandırması oransal olarak tüm müşteri kayıp sınıfları içinde büyük bir orana sahiptir. Müşterinin bilinçli olarak rakip firmanın ürünlerini kalite, hız, fiyat, müşteri hizmetleri gibi faktörlerden dolayı tercih etmesi bu duruma girer.

Bir müşterinin kayıp olabilmesi için sadece tamamen ilişkiyi bitirmesi değil, belirli bir parasal sınırın altında alışveriş gerçekleştirmesi de kayıp olarak değerlendirilmektedir (Glady, Baesens ve Croux, 2009).

Müşteri kaybında eğer müşteri ile firma arasında bir anlaşma söz konusu ise, örneğin telekomünikasyon, banka veya sigorta gibi sektörlerde, müşteri firmadan ayrılacağına dair bildirim yapar. Buna göre de müşteri firma ile olan ilişkisini sonlandırmış olur. Perakende gibi müşterinin firma ile olan ilişkisinin bir anlaşmaya dayalı olmadığı anlaşmasız sektörlerde ise müşteri firmaya ayrılacağından bahsetmez, ayrılma isteğini bildirmez. Bahsedilen anlaşmalı olan müşteri-firma ilişkisinde firmalar için belirli bir dönem sonrasında kayıp olan müşterilerini tespit etmesi kolaydır. Kayıp olan müşterilerin hangi sebeple kayıp olduklarını araştırma imkanları vardır. Anlaşmasız sektörlerde ise müşterinin kayıp olduğu sadece belirli bir dönem sonrasında firma tarafından fark edilir ya da müşteri kayıp ya da devam edecek şeklinde varsayımda bulunulur.

Literatürde anlaşmasız sektörlerde müşterilerin ne zaman kayıp olacakları konusunda kesin bir dönemsel varsayım kabulü yoktur. Poel ve Ballings (2012), gazete aboneliği üzerine yaptıkları çalışmada 5 dönemlik veriden fazlasının kayıp yönetiminde kullanıldığında daha düşük sonuçlar verdiğini göstermektedir. Neslin vd. (2004), 3 aylık verinin tahmin doğruluğunun daha fazla döneme göre azalmadığını belirtmişlerdir. Kirui vd., (2013) çalışmalarında 3 aylık veri kullanarak tahmin modeli geliştirmişlerdir. Bu konu ile ilgili detaylı bilgi literatür kısmında açıkça belirtilecektir.

Müşteri kayıp oranı kavramı ise bir firmanın belirlenen dönem başındaki ve sonundaki müşteri sayısının birbirine oranıdır. Örneğin dönem başında 1000 müşteri varsa dönem sonunda ise müşteri sayısı 750 olmuşsa bu firmanın müşteri kayıp oranı %25, müşteri elde tutma oranı ise %75 olmaktadır. Telekomünikasyon sektöründe müşteri kayıp oranı %25-%35 oranı arasında değişirken (Hughes, 2011), perakende sektöründe ise müşteri kayıp oranı %25-%45 oranında değişmektedir (Cummins vd., 2007).

Kayıp oranı, firmanın bir sonraki dönemde pazarlama stratejisini değiştirecek önemli bir firma kaynağıdır. Kayıp oranının yüksek olması, firmanın dönem içinde kaybettiği müşterilerin çokluğuna, oranın düşüklüğü ise firmanın müşterilerini büyük oranda muhafaza ettiğini gösterir. Hwang vd., (2004) müşteri kayıp oranının gelecekteki gelir, ürün veya hizmetin süresini güçlü bir şekilde etkilediğini belirtmişlerdir.

Daha önce de ifade edildiği gibi müşteri kayıp oranı ile müşteri sadakat birbirlerini tamamlayan iki kavramdır. Birinin azalması diğerrinin artması anlamına gelmektedir. Bu durum Denklem 2’de verilmişti.

Günümüz dünyasında tüm sektörlerde firmalar arası rekabet şiddetli hale gelmiş, insanlar iletişim çağında yeniliklerden daha rahat ve daha hızlı haberdar olmakta, bu yüzden yeni müşteriler elde etmek oldukça zorlaşmış, acıtıcı bir şekilde de mevcut müşteriye kaybetmek daha kolay hale gelmiştir (Khalatyan, 2010). Firma, ayrılmayı düşünen müşterilerin bu kararı alma sürecinde hangi faktörlerden etkilendiğini daha iyi anlaması gerekmektedir.

Müşteri kaybını gerçekleşip gerçekleşmediği her sektörde açıklanamamaktadır. Sözleşme ile firma-müşteri ilişkisi olan telekomünikasyon sektöründe, müşterilere sadakat kartları sunulan sektörlerde müşteri kaybını farklı yöntemlerle açıklayabilmek mümkün iken, restoran, kafe ya da sadakat kartı sunulmayan sektörlerde müşterilerin takibi zorlaşacağından, bu müşteriler ve müşteri grupları ile ilgili geri dönüş elde edilemeyecek böylece müşteri/müşteri grubunun sadık/kayıp müşteri şeklinde değerlendirilmesi mümkün olmayacaktır.

Firmalar Müşteri İlişkileri Yönetimi (MİY) ile belirli zaman içinde bazı müşterilerinin ürün veya hizmet almadıklarını belirleyebilmektedirler. Bu belirleme firmaların veritabanlı sistemleri kurmasıyla rahatlıkla elde edilebilmektedir. Belirlenen bir zaman süresince aktif olmayan müşterilerin firma ile olan ilişkisini kesmesinin nedenlerinin tespit edilmesi pazarlama dünyasının problemlerinden biri olmuştur. Bununla ilgili yapılan bir araştırmada belirli nedenler öne sürülmüştür. Braun ve Schweidel (2011), müşterilerin kayıp olmasının 8 nedeni olduğunu belirtmişlerdir. Bunlar sırasıyla; rakip firma, fiyat, ürün memnuniyetsizliği, hizmet memnuniyetsizliği, taşınma, ölüm/boşanma/aile problemleri, para ödememek ve istismar eder.

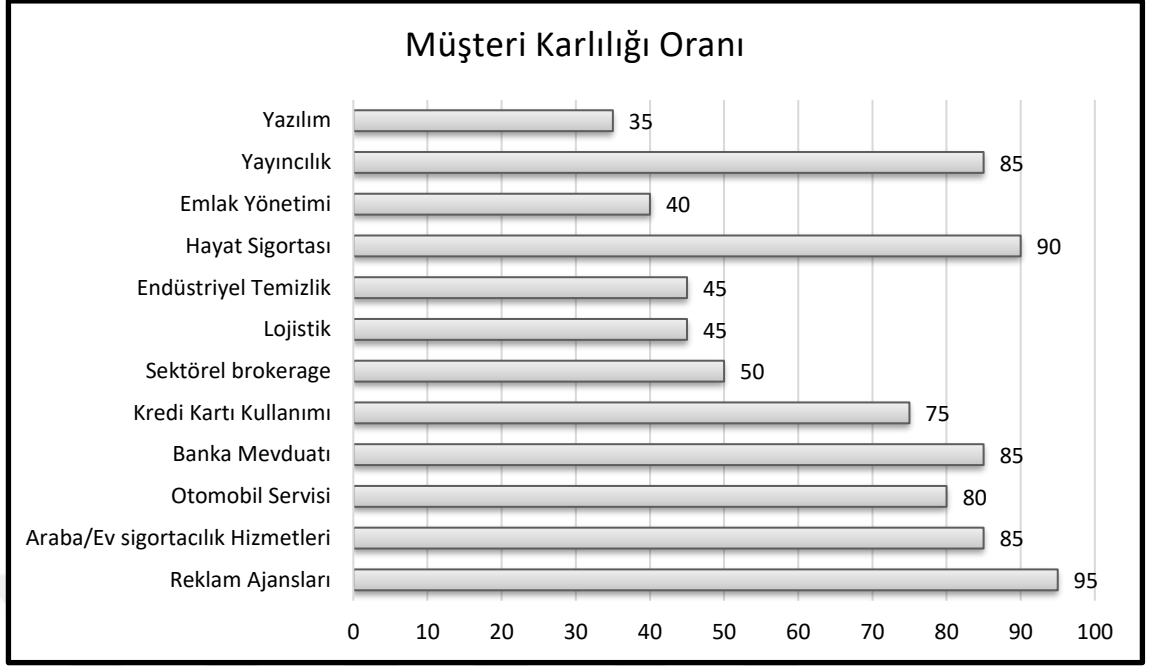
Müşterinin firmayı bırakıp başka firmaya gitmesi, mevcut firmadan ücret veya kalite ile ilgili duyduğu memnuniyetsizliğin göstergesidir. Yani bu sebepler firmanın faaliyetlerinden kaynaklanmaktadır. Firmanın pazarlama çabaları faaliyetleri müşterinin kaybını etkilemektedir. Gustaffson vd. (2005), müşterilerin kaybını etkileyen nedenleri tepkisel tetikleyiciler (ürün/hizmet memnuniyetsizliği, fiyat vb.) ve durumsal tetikleyiciler (kişisel ya da ekonomik durumlar) şeklinde ayırmaktadır. Braun ve Scheweil (2011), ise ilk dört nedeni (rakip firma, fiyat, ürün memnuniyetsizliği, hizmet memnuniyetsizliği) kontrol edilebilir, sonraki iki nedeni (taşınma, ölüm/boşanma/aile problemleri) kontrol edilemeyen nedenler olduğunu belirtmişlerdir. Son iki neden ise firmadan daha çok müşteri ile ilgilidir. Burada müşteri özellikle sözleşmeli firma-müşteri ilişkisinde ödeme yapmaz ve firmanın hizmetini istismar eder. Bu kayıp şekli istemli ve

istemsiz firmadan ayrılan müşterilerden farkı olarak, firmanın müşteri ile olan sözleşmesini iptal ederek, müşteri ile olan ilişkisini bitirmesiyle sonuçlanır.

Müşteri kaybının önceden tahmin edilebilmesi konusunda birçok akademik literatüre giren veri madenciliği araçları bulunmaktadır (ApurvaSree vd., 2019; Lemos, Silva ve Tabak, 2022; Vafeiadis vd., 2015). Birliktelik kuralları, sınıflandırma, çoklu kümeleme, karar ağaçları, yapay sinir ağları, regresyon analizleri gibi tekniklerin kullanıldığı bu araçlar ile müşterilerin geçmişteki davranışlarını şablonlar haline getirerek gelecekte hangi davranışı sergileyeceği konusunda çalışılmıştır.

Müşteri kaybındaki durumun genel olarak üç kısma ayrıldığı belirtilmişti. Bunlar, istemli şekilde firmadan ayrılıp kayıp olan müşteriler, taşınma gibi zorunluluk veya vefat gibi engellenemeyen sebeplerle kayıp olan müşterileri ve istemsiz olarak kayıp olan müşterilerdir. İstemsiz kayıp olan müşteriler bir şekilde firmalardan şartlara uymadıkları (borcunu ödememe, geciktirme veya şartlara aykırı davranma) gibi sebeplerle zorla ayrılırlar. Bu müşterilerin oranı istemli şekilde firmadan ayrılanlara göre nispeten çok azdır. Zorunlu olarak veya engellenemeyen durumlardan dolayı kayıp olan müşterilerin de sayısı ve oranı toplam kayıp sayısı ve oranı içinde oldukça düşüktür. İstemli şekilde firmadan ayrılan müşteriler ise hem sayısal hem oransal olarak toplam kaybın büyük çoğunluğunu oluşturmaktadır ve bu kişiler firmanın elinde tutmak isteyecekleri müşterilerdir. Bununla birlikte bir karar vererek bilinçli bir şekilde istemli şekilde ayrılan müşterileri belirlemek firma için zordur. Alışveriş sürecinden tatmin olan bir müşterinin tekrar satın alacağı (Seiders vd., 2005) bilgisi ile bu müşterinin gelecekte de aynı davranışı göstermesine için çaba gösterilmelidir, çünkü bu müşterilere yeni müşteri kazananın getireceği ek maliyetler gerçekleşmeyeceğinden daha düşük maliyetle satış yapılabilektir. (Kitapçı, 2006).

İlişkisel pazarlamanın arkasında kayıp müşterileri tekrar yakalamak veya eldeki müşteriye kaçırmamak vardır. Kayıp müşterilerin azatılmasının müşteri karlılığını arttırdığı bilinen bir gerçektir. Şekil 12’de kayıp müşterilerin oranının %5 azaltılması ile sektörlere göre farklı oranlarda müşteri karlılığı getirdiği gösterilmektedir (Reichheld ve Teal, 2001).



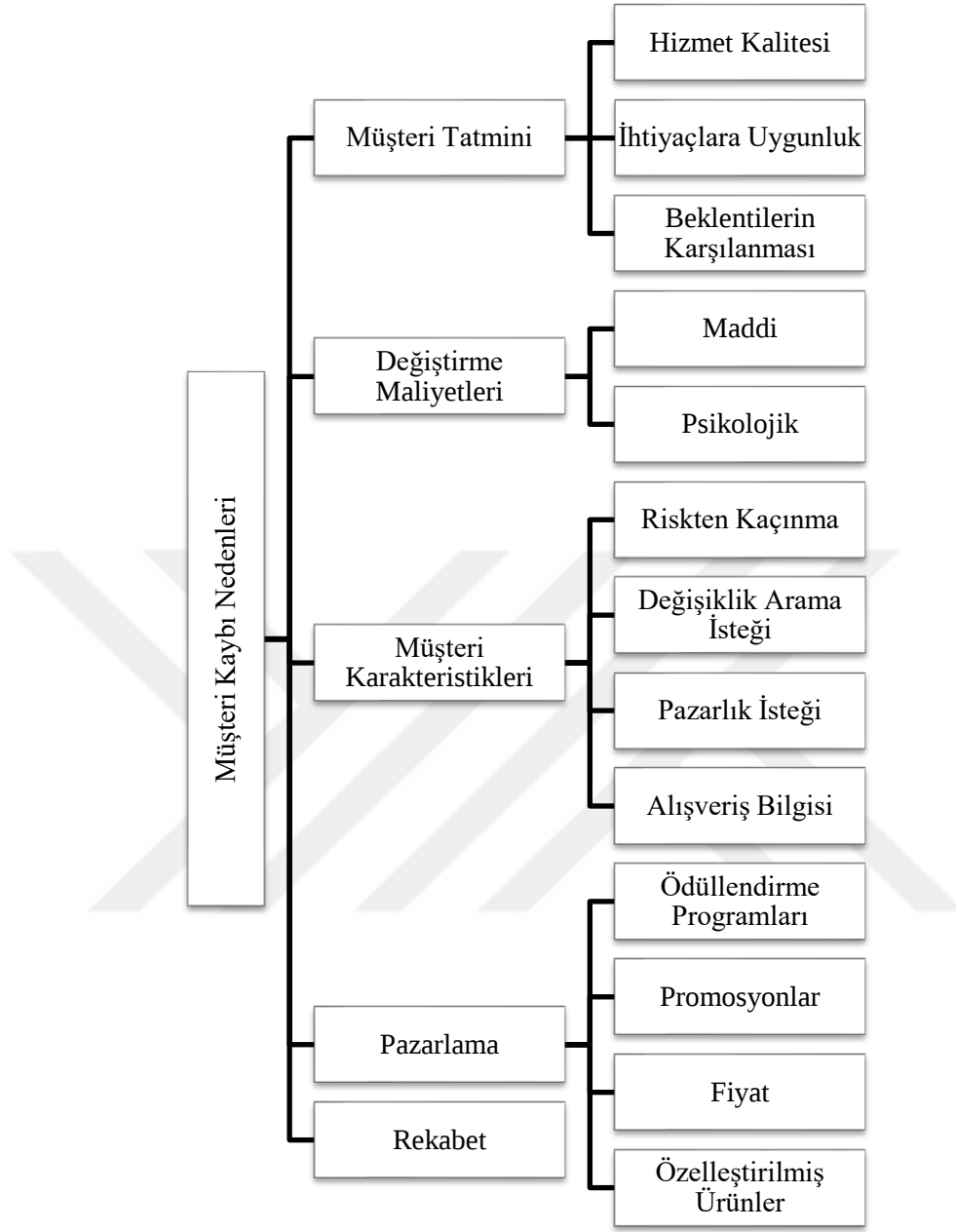
Şekil 12: Müşteri Kaybındaki %5’lik Azalmanın Müşteri Karlılığına Etkisi

Kaynak: Reichheld, F. F. ve Teal, T. (2001). *The loyalty effect: The hidden force behind growth, profits, and lasting value*. Massachusetts: Harvard Business School Press. s. 88

Buna benzer bir çalışmada müşteri kaybında %1’lik bir azalmanın firmanın pazar değerini %5 arttığını göstermiştir. (Gupta vd., 2004) Buradan müşteri kaybının firma pazar değeri üzerindeki etkisi firmanın sermaye maliyetlerindeki %1’lik bir değişimden 5 kat değerli olduğu görülecektir (Peelan ve Beltman, 2013). Müşteri kaybının önlenmesi maddi olarak katkı sağlayacağı için müşteri kaybını oluşturan nedenlerin bilinmesi gerekmektedir.

2.1.1. Müşteri Kaybının Nedenleri

Pazarda bulunan yoğun rekabet dolayısıyla müşteriler, firma değiştirmek ya da firmada kalmak için caydırıcı teşviklere maruz kalmaktadır. Bu sebeple müşteri kaybının tahmin edilmesi ve çözüm getirilmesi için önce kayba yol açan nedenlerin anlaşılması gerekmektedir. Kayba yol açacak nedenler beş temel kategori altında (Blattberg, Kim ve Neslin, 2008) sıralanabilmektedir (Şekil 13):



Şekil 13: Müşteri Kayıp Nedenleri

Kaynak: Blattberg, Kim & Neslin, 2008. *Database marketing: Analyzing and managing customers*, New York: Springer, s. 612

Hizmet kalitesi, Ürün veya hizmet sonrası sunulan hizmet kalitesinin yetersizliği, müşteri tarafından algılanırsa müşterinin kaybı süreci başlamış olur. Beklenen hizmet kalitesi en temel meselelerden biri olduğundan, bu kaliteden ödün verilmesi kaybın oluşmasına sebep olacaktır (Anderson, Fornell ve Lehmann, 1994). Ayrıca, ürün/hizmet sonrası gelen müşteri bildirimleri veya şikayetler (Hadden, 2008) müşterinin tatminini de etkilemektedir. Ürün/hizmet ile ilgili şikayetleri giderilir ya da müşterinin bildirimleri

duygusal olarak ölçülebilir ve yönetilebilirse (Coussement ve Poel, 2009) kayıp oranı azalacaktır.

Müşteriler ürün/hizmet öncesi dış kaynaklardan ya da daha önceki tecrübelerinden edindiği bilgiyi kullandıkları zaman *beklentilerinin karşılanması ile ihtiyacına uygun* tecrübe elde ettiklerinde kayıp olasılıkları düşmektedir. Çünkü güvendikleri kişilerin aktardıkları veya kendi tecrübeleri ürün/hizmetin gerçek performansına yakın olduğu ve daha gerçekçi beklentilerin oluşmasına neden olduğundan, olumlu önyargı gelişir ve bu sebeple müşterinin beklentisi ile ürün/hizmetten aldığı performans algılaması benzerlik gösterir (Blattberg vd., 2008).

Değiştirme maliyeti, maddi maliyet ve psikolojik maliyet olmak üzere iki kısımda değerlendirilmektedir. Eğer müşteri ürün/hizmet değiştirdiğinde bir maddi maliyete katlanmıyorsa müşteri kaybı olasılığı, değiştirme maliyeti olmasına göre daha yüksektir. Müşteri, ürün/hizmet değiştirdiğinde mevcut sahibi olduğu indirimlerden, kampanyalardan feragat etmeyi de değerlendirmek zorundadır. Örneğin, araba alımında eski müşteri olması sebebiyle kendisine uygulanan indirimin aynısını, yeni farklı araba alımında bulamama ihtimali maddi değiştirme maliyeti kapsamındadır. Ya da daha iyi hizmet alma beklentisi ile yeni bir mobil telefon sağlayıcıya geçen müşteri, eski avantajlı fiyatları terk edip, daha fazla ödeyeceği yeni tarifeye geçmesi de bu kapsamdadır (Hadden, 2008).

Tembellik, marka çekimi, aşinalık ve mevcut firma ile olan ilişkinin algılama biçimi ise psikolojik değiştirme maliyeti kapsamına girer. Bir müşteri yeni bir firmadan ürün almak istediğinde fiziksel çaba göstermesi gerekiyorsa örneğin mesafe artması, ürünleri bulma kolaylığı, özelleştirilmiş hizmetin yeni hizmette tekrar edilmesi gibi çabaların varlığı psikolojik değiştirme maliyeti kapsamındadır. Bu maliyetlerin çok olduğu durumlarda müşteri kaybı daha kolay olacaktır.

Müşteri karakteristikleri, risk almaktan kaçmayan, ürün/hizmet sunan değişik firmaları tecrübe etmek isteyen kişilerin, yenilikçilerin, alışveriş hakkında çoğunluğa göre daha iyi bilgi sahibi olan müşterilerin ve pazarlığa meyilli müşterilerin kayıp olma olasılığı da yüksektir (Blattberg vd., 2008). Müşterilerin yaşadıkları yerler, gelirleri, eğitimleri veya yaşam tercihi gibi özellikler de kaybı etkileyebilir. Şehir dışında yaşayan varlıklı kişilerin, araba sahiplerinin, hızlı yaşamayı sevenlerin (Reinartz ve Kumar, 2003), düşük gelirli ve düşük eğitilmiş (Keaveney ve Parthasarathy, 2001) olanların da kayıp olasılığı yüksektir.

Pazarlama çabaları, müşteri kaybını etkileyen önemli bir diğer faktördür. Müşteriye yönelik sadakat programları, promosyonlar, müşteriye özel indirimler ve özelleştirilmiş ürünler de kayıp oranının düşmesini sağlar (Reinartz ve Kumar, 2003). Telekomünikasyon sektöründe kişiye özel internet, konuşma ve mesajlaşma tariflerinin çeşitliliği müşteri kaybını da düşürecektir (Hadden, 2008).

Aynı veya farklı ürün/hizmetin rakipler tarafından ikame edilebileceği düşünüldüğünde *alış veriş bilgisi* de müşteri kaybı faktörü olarak değerlendirilebilir. Müşteri ikame ürünü/hizmeti veya aynı işi gören daha farklı bir ürünü/hizmeti bulabildiğinde kayıp olma olasılığı artar. Örneğin, müşteri ADSL internet bağlantısı abonesi iken, hem ADSL hem de Fiber bağlantı sunan rakip firmayı seçebilir. Burada aynı ya da gelişmiş ürünün/hizmetin varlığı ve ulaşma koaylığı müşterinin kaybını etkileyebilir (Blattberg vd., 2008).

Rekabetin yoğun olduğu tüm sektörlerde firmaların en önemli hedefi müşterilerini kendilerine bağlı kalması ve müşterileriyle olan ilişkilerini geliştirerek daha fazla iş hacmi sağlamaktır. Sektörde önceden beri yer alan ya da sektöre yeni giren bir firma müşterilerini oluştururken birçok maliyetin altına girmiştir. Yeni firmalar için bu maliyet kaçınılmaz olmaktadır fakat mevcut müşterisi olan firmalar için ise yeni müşteri kazanma maliyetinin mevcut olan müşterileri elde tutmaya göre daha fazla olduğu çalışmalarda belirtilmiştir (Braun ve Schweidel, 2011; Glady vd., 2009; Miguéis vd., 2012; Neslin vd., 2004). Yeni müşteriler elde etmek için yapılan pazarlama çabaları maliyetleri, mevcut müşterileri elde tutmak, onları tatmin etmeye çalışmak için yapılan pazarlama çabaları maliyetlerinden 5 kat daha fazladır (Peppard, 2000; Xevelonakis, 2005a). Telekomünikasyon sektöründe yapılan bir araştırmaya göre ise yeni müşteri elde etmek için yapılacak pazarlama çabaları maliyeti, mevcut müşterileri elde tutma maliyetine göre 7 kat fazla olarak belirlenmiştir (Jahanzeb ve Jabeen, 2007). Bu maliyetin firma açısından maddi karşılığı müşteri kaybının analiz edilmesi ve müşterilerin elde tutulmasının yönetim stratejilerinden biri olması gerektiğini göstermektedir.

2.1.2. Müşteri Kaybının Sonuçları

Müşteri kaybı, firmalar için karlılığın azalması ve yeni müşteri edinme maliyetlerinin ortaya çıkmasına neden olmaktadır (Kumar ve Reinartz, 2018). Bu sebeple müşteri kaybı

tanımında yapıldığı gibi firmaların öncelikli görevi yeni müşterilerden önce mevcut müşterilerini kaybetmemek ve uzun dönemli bir ilişki kurmaktır (Ballings ve Poel, 2012).

Müşteri kaybı oranının yüksekliği firmalar üzerinde yeni müşteriler elde etme konusunda bir baskı oluşturmaktadır. Buckinx ve Poel (2005), kaybedilen bir müşteriye karşılık kazanılacak yeni müşteri ile en az 5 dönemlik ilişki sonrasında kazanma maliyeti karşılanacağını, bu noktadan sonra kar sağlanabileceğini belirtmişlerdir. Bu süreç sağlanmazsa firma için kaybedilen müşteriden elde edilebilecek potansiyel karlılığın azalması ve yeni müşteri elde etme maliyeti gibi ek yüklerin firmayı olumsuz etkilemesi söz konusu olur. Ayrıca firma ile ilişkisini kesen müşteriler ilişkiyi bitirme sebepleri konusunda firmaya doğrudan şikayet sunmak yerine hemen ilişkiyi kesmekte ailesi, yakın arkadaşları ve iş arkadaşları gibi sosyal çevresine firmayı şikayet etmeyi seçmektedir (Yang ve Mattila, 2012). Kısacası müşteri sadece firma ile ilişkisini kesmesi ile firma kaybedilen müşteriden elde edilebilecek olası potansiyel kardan, müşterinin sosyal çevresini uyarmasıyla potansiyel yeni müşterilerden ya da mevcut müşterilerden de mahrum olacaktır. Müşterinin firma ile olan ilişkisinin güçlendirilmesi ve böylece sadakatin arttırılması, müşterilerin bağlılığını arttıracak gibi sadık müşterilerin de gönüllü firma lehine reklam faaliyetleri yaptığı da bilinmektedir (Long vd., 2013). Müşteri sadakatının oluşturulması için MİY uygulamaların aktif olarak hedef müşteri bölümlerine odaklı olarak kullanılması da gerekmektedir (Buttle ve Maklan, 2015).

Müşterilerin kayıp olmalarının sonuçları sıralanacak olursa:

- Müşterilerini kaybeden firmalar, bu müşterilerin yerine yeni müşteri kazanmak durumundadır. Literatürde ve müşteri kayıp çalışmalarında yeni bir müşteri kazanmak için harcanan pazarlama çabalarının maliyetinin, mevcut müşteriye elde tutma maliyetinden en az beş kat daha fazla olduğu belirtilmektedir (Braun ve Schweidel, 2011; Buckinx ve Poel, 2005; Gupta vd., 2004; Mishachandar ve Kumar, 2018).
- Müşteri kaybının doğrudan etkisinin ekonomik olduğu belirtilmişti. Sadık bir müşteri, kayıp bir müşteriye oranla firma için 17 kat fazla gelir getirir (Coldwell, 2001).
- Müşterilerden elde edilen bilgiler, firmalar için yapıcı bir kaynaktır. Kaybedilen müşteriler sebebi ile yapıcı kaynaklardan yoksun olur ve müşteriye kayıp olmaya iten sebepler gün yüzüne çıkarılamamış olacaktır (Hadden, 2008).

- Müşteri kaybı, müşterinin tatmin olmamasının bir sonucudur ve literatüre göre bu tatminsizliği olumsuz ağızdan ağıza, en az 10 kişiye iletirken, sadık müşteriler olumlu ağızdan ağıza yöntemiyle tatminini en fazla 5 kişiye iletir (Zairi, 2000).
- Kayıp müşteriler sadece kayıp oldukları anlarda değil, gelecekte de firmayı olumsuz etkileyebilirler. Firma ve ürün hakkındaki olumsuz görüşlerini diğer potansiyel müşteri adaylarına iletmeleri sebebiyle, gelecekte firmanın yeni ürünlerine olan isteği ve yeni müşteri kazanılmasını engelleyebilirler (Kotler, 2000).

Yukarıda bahsedilen sonuçlar kısa ve uzun vadede firma için karlılığın azalması, ve sonrasında pazar kaybı, yeni müşteri kazanma maliyetleri ve markanın olumsuz imajını düzeltmek için yeni promosyon faaliyetleri maliyetleri gibi birbirleriyle ilişkili olumsuz durumları beraberinde getirecektir. Bu sebeple firmaların rekabetin yoğun olduğu sektörlerde kaybı önlemek amacıyla müşteri elde tutma stratejilerini tanımlamalı, geliştirmeli ve uygulamalıdır (Rust ve Zahorik, 1993).

2.2. Müşteri Kayıp Yönetimi

Müşteri kayıp yönetimi (MKY), kayıp olabilecek ya da olan müşterilere ait verilerin çeşitli araç ve tekniklerle kullanılmasını içerir. Müşteri kayıp yönetimi iki analitik modelleme sürecini içerir; birincisi kimin kayıp olacağı, ikincisi bu müşterilere nasıl davranılması gerektiğidir (Hung, Yen ve Wang, 2006).

Müşteri kayıp yönetiminin ana problemi müşterilerin ileride ne yapacaklarına dair niyetlerini göstermemeleridir (Kim ve Yoon, 2004). Bu yüzden firmalar, duygularını veya niyetlerini henüz gerçekleştirmeden kayıp olma potansiyeli olan müşterileri ortaya çıkarmalıdır (Kumar ve Reinartz, 2018). Daha önceki yıllarda bu konuyu çözümlmek aşılması gereken zor bir süreç iken şimdilerde teknolojinin etkili iş süreçlerine desteği ile müşterilerin davranışsal şablonları, müşteri segmentleri ve müşteri değerleri tespit edilebilmektedir (Fontenay, Liebenau ve Savin, 2005).

Müşteri kayıp yönetiminde firma tüm müşteri portföyüne odaklanmamalıdır çünkü her müşteri elde tutmaya değer olmayabilir. Müşteri elde tutmak maliyetlidir, bu yüzden tüm müşterilere yönelik pazarlama çabaları, kaynakların gereksiz kullanılmasını beraberinde getirecektir (Hadden vd., 2007).

Perakende sektörü, diğer sektörlerle nazaran kararsız müşterilere sahiptir ve bu kararsızlık sadakatin ve kayıp olmanın her an yaşanabileceğini gösterir. Bu yüzden her an müşteriye

tekrar alışveriş yapmaya ikna etmek, perakende sektöründeki en iyi yatırımdır (Mattison, 2005).

Müşteri kayıp yönetiminde perakende sektörü için müşterinin her yeni alışverişi geçmiş-gelecek için bir karar alma değeri taşır. Bu sebeple perakende sektöründe süpermarket veya market zincirinde kayıp yönetimini yöneterek müşteri sadakati oluşturmada kullanılacak teknikler şu şekilde sıralanabilir (Mattison, 2005):

- Müşterinin gelişinden itibaren iyi bir hizmet,
- Düzenle yerleştirilmiş market zinciri, raflar ve dikkat çekici düzen,
- Satın alma davranışını destekleyici saldırgan görüntü reklamcılığı,
- Rakiplerin müşterileri kaçırmalarına karşılık saldırgan promosyonlar sağlayarak müşterilerin satın almalarını tetiklemek,
- Satış temsilcileri, standlar ile market ve ürün deneyimi sunarak müşterinin satın alma kararını tetikleyen ürün/hizmet deneyimi sağlamak,

Müşteri kayıp yönetimi düşüncesinde, her müşteri yatırım yapmaya değerli değildir (Hopmann ve Thede, 2005; Kumar ve Rajan, 2009; Reinartz ve Kumar, 2003; Xevelonakis, 2005). Sadakati belirlenmiş, karlılığı yüksek veya karlılık potansiyeli yüksek olan müşterilere sadakat programları kullanılmaktadır. Özellikle müşterilerin istemli olarak firma değiştirme seçeneğini duyurmaması, perakende sektöründeki en büyük dezavantajlardan biri olduğu belirtilmişti. Bu sebeple, mevcut durumdaki karlı, sadık ve ileride karlı olabileceği düşünülen müşterilere pazarlama çabaları yapılması, firma kar/maliyet dengesi için önemlidir.

Aktif bir müşteri kayıp yönetimi programı dört adımdan oluşmaktadır. Birinci adım olan ileride kayıp olabilecek müşterileri tespit etmek ve ikinci adım olan bu müşterilerin neden kayıp olacağını anlamak bir tahmin modeli ile gerçekleştirilebilir. Üçüncü adım kayıp müşterilere uygun strateji tasarlamak ve uygulamak dördüncü adım ise gerçekleştirilen kayıp yönetiminin sonuçlarını izlemek ve değerlendirmektir (Blattberg vd., 2008).

2.3. Müşteri Kayıp Yönetiminde Kullanılan Modeller ve Teknikler

Müşteri Kayıp Yönetimi, veri madenciliğinin kullanım alanı içinde de yer alan model ve teknikler yardımıyla gerçekleştirilmektedir. Veri madenciliği yöntemlerinin çoğunluğu istatistiksel yöntemlidir. Modeller üç farklı kategoride değerlendirilebilir. Bunlar sırasıyla sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik kurallarıdır (Özkan, 2013).

- *Sınıflandırma*, bir nesnenin özniteliklerine bakarak önceden belirlenmiş ve detaylı tanımlanmış bir sınıfa atanmasıdır. Örneğin, bir süpermarket müşteri veritabanında yüksek karlı müşteriler, düşük karlı müşteriler gibi kar grubu sınıflandırma kavramında değerlendirilir. Sınıflandırma modellerinde Bayesian Sınıflandırma Algoritması, Doğrusal Regresyon, Yapay Sinir Ağları (Neural Network), Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART - Classification and Regression Trees), Lojistik Regresyon ve C5.0 teknikleri sıklıkla kullanılmaktadır (Ersöz, 2015).
- *Kümeleme*, nesnelerin benzer özelliklerine göre gruplanmasını, gruplar arasında örüntü bulunmasını sağlayan çok değişkenli bir analiz tekniğidir. Kümeleme modellerinde ise en çok kullanılan teknikler Kohonen Ağları, K-means (K-ortalama) yöntemi ve İki Adımlı (Two Step) Kümelemedir.
- *Birliktelik Kuralları*, büyük veri kümeleri arasındaki, eş zamanlı olarak gerçekleştirilen birliktelikleri tespit etmek amacıyla kullanılır. Özellikle pazar sepet analizi yöntemi sıklıkla kullanılan birliktelik kuralıdır. Bir süpermarket müşterisinin alışveriş sepetindeki ürünler arasında bağlantı ve örüntüyü bularak müşterinin satın alma davranışını analiz etmek amaçlanır. Birliktelik kurallarında GRI ve Apriori şeklinde iki ayrı kural belirleme tekniği vardır (Ersöz, 2015).

Müşteri Kayıp Yönetiminde literatürde sıklıkla kullanılan bu teknikler sırasıyla açıklanacaktır.

2.3.1. Sınıflandırma Modellerinde Kullanılan Teknikler

Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART)

Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART), tahmin etme konusunda popüler ve başarılı bir sınıflandırma tekniğidir. İlk olarak Breiman (1985) tarafından ortaya atılan bu yöntem, en iyi ayırıcı özelliğe sahip değişkeni bulmak için entropiden yararlanır (Silahtaroglu, 2013). CART karar ağacı her bir karar düğümünün ikili olarak dallanması ilkesine dayanır (Özkan, 2013). Tahmin etmede kullanılan değişkenleri sürekli yineleyerek homojen olarak bölümlendirme yöntemiyle çalışır (Lozano vd., 2008). CART, ağaç oluşturma ve ağaç budama yönteminde oluşur. Ağaç oluşturma, değişkenlerin değerlerine göre öğrenme veri setini yineleyerek ayırma işlemidir. Ayırma süreci tüm bölümlerin değerleri tanımlanana kadar devam eder. Oluşan ağaçta bazı dallar temizlenmelidir çünkü kuralların oluşturulmasında hata payları çok yüksek olabilmektedir. Ağaç budama aşamasında ise en yüksek tahmin hata oranına sahip dallar

seçilmekte ve temizlenmektedir. Ağaç budama oluşan karar ağaçlarında karmaşıklığı azaltarak tahmin isabetini geliştirmek için kullanılır. (Au, Chan ve Yao, 2003). Budama dikkatlice yapılmalıdır çünkü fazla budama ile ağacın tahmin isabet oranı gelişmez, düşebilir. CART, bugün sektördeki firmalar tarafından analiz hızı yüksek olduğu için sıklıkla kullanılmaktadır (Hadden, 2008).

Lojistik Regresyon

Lojistik Regresyon, müşteri kayıp yönetimi ve müşteri değeri çalışmalarında sınıflama ve sınıflara atama işlemleri yapmaya yardımcı olan bir regresyon yöntemidir. Doğrusal regresyonda kesikli bağımlı değişken ile tahmin değişkeni arasındaki ilişkiye bakılır. Fakat bağımlı değişkenin kategorik, ikili veya çoklu olduğu problemlerde doğrusal regresyon yetersiz kalacağı için açıklayıcı değişkenlerle neden-sonuç ilişkisini belirlemede lojistik regresyondan yararlanır (Larose, 2006). Açıklayıcı değişkenlere göre cevap değişkeninin beklenen değerlerinin olasılık olarak elde edildiği bir regresyon yöntemi olan lojistik regresyonda bağımsız değişkenlerin normal dağılması, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği aranmaz (Çokluk, 2010). Lojistik regresyon, bağımlı değişkenin tahmini değerlerini olasılık olarak hesaplayarak, olasılık kurallarına uygun sınıflama yapma imkanı verir (Gorunescu, 2011).

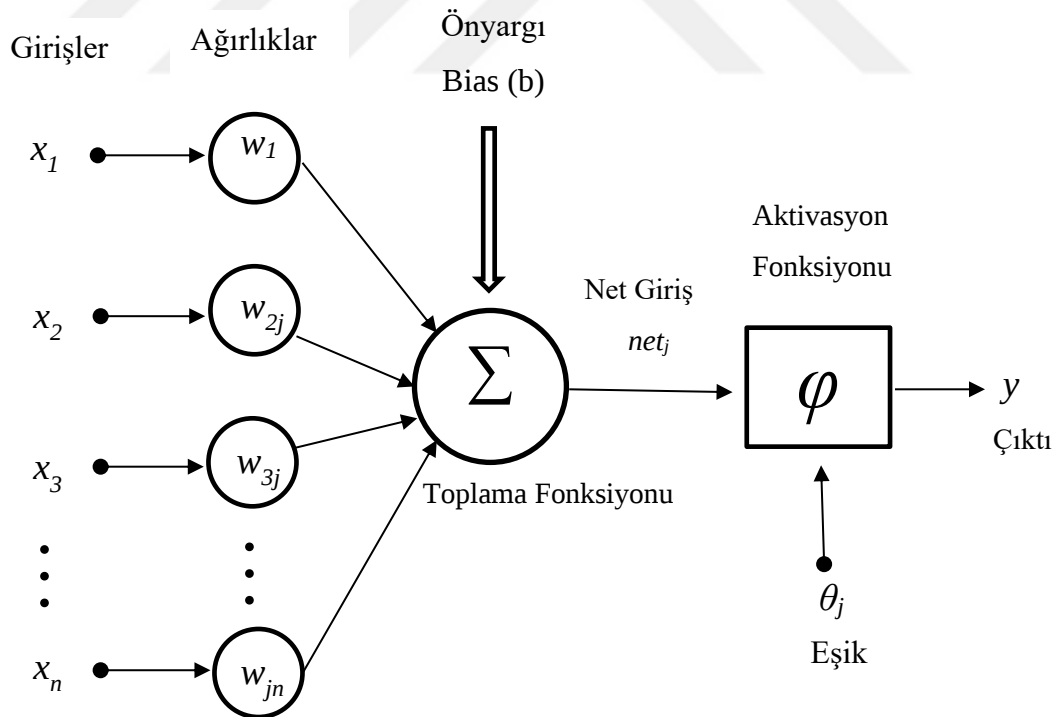
Lojistik regresyon analizi, regresyon tipi mantığıyla ve diğer analizlere göre daha kullanışlı olmasını sağladığı avantaj sebebiyle, kategorik veri analizinde önemli bir yere sahiptir (Çokluk, 2010).

Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA) insan beyninde gerçekleşen özellikle öğrenme yöntemlerini matematiksel modellerle benzetim yolu ile gerçekleştirmek için tasarlanan, sınıflandırma, kümeleme, duyu-veri işleme, çok duyulu makine gibi alanlarda başarılı sonuçlar veren bir yöntemdir (Yıldırım, 2003). Yapay sinir ağlarının tahmin isabetinin sağlanması için büyük bir veri seti ile eğitilmesi gerekmektedir.

Yapay sinir ağları veri madenciliğinde ve karar destek sistemlerinde başarılı bir performans göstermiştir. YSA sınıflandırma ve sınıflandırma için genel amaçlı bir araçtır. YSA'lar insan beynindeki nöronların birbirleriyle olan iletişimleri temel alınarak geliştirilmiştir. YSA'nın ilk teorisi, insanların tecrübelerinden elde ettiği öğrenimler gibi verilen bilgileri öğrenebilecek, gelen yeni bilgilere adapte olup öğrenmesini geliştirecek

ve hızlı çalışabilecek bilgisayar sistemleri kurulmasına dayanır (Mc Culloch ve Pitts , 1943). İnsanda olduğu gibi YSA yönteminde de temel öğrenme ve süreç elemanı nörondur ve her bir nöron analizde ortaya çıkan bir ağırlıklandırma ile birleştirilen bir girdi setini içermektedir (Tolon, 2007). Verilen tanımlamalar ışığında yapay sinir ağlarının, insan sinir sistemindeki mimariyi ele alarak verilerin analizi için bilgisayar sistemini kullandıklarını söylemek gerekir. Pazarlama alanında da yapay sinir ağları sistemi daha esnek ve gerçekçi sonuçlara ulaşabilmektedir. Yöntemde veri girişi olarak sunulan değişkenler sayısal ise normalleştirme yöntemi kullanılarak 0 ile 1 arasında değerlere dönüştürülmesi, kategorik ise 0 veya 1 şeklinde dönüştürülmesi gerekmektedir (Fitkov-Norris, Vahid ve Hand, 2012). YSA yapısında genel olarak bağımsız değişkenlerin kullanıldığı bir girdi tabakası, bağımlı değişkenlerin olduğu çıktı tabakası bulunmakla beraber bazı YSA modellerinde girdi ve çıktı tabakaları arasındaki ilişkiyi açıklamaya destek olan bir veya birden fazla gizli katmanlar da ortaya çıkmaktadır (De Villiers ve Barnard, 1993). Aşağıdaki Şekil 14’te yapay sinir ağının modelinin çalışma prensibi gösterilmektedir.



Şekil 14: Yapay Sinir Ağının Modelinin Çalışma Prensibi

Burada;

x : Girdi değeri

w : Girdinin ağırlık katsayısı

b : bias (önyargı) değeri

y : Çıktı değeri

Bayes Sınıflandırma

Bayes sınıflandırma, koşullu olasılıksal Bayes ağlarına dayanan istatistiksel bir sınıflandırma tekniğidir (Olgun ve Özdemir, 2012). Bayes sınıflandırmada ilgili girdinin ait olduğu sınıfa ait en büyük olasılık değeri kabul edilir ve o sınıfa atanır. Veri kümesinde bir değer gözlemlenemiyorsa olasılık değeri 0 olur, bu da sıfır frekans olarak kabul edilir ve tahmin veya sınıflandırma yapılamaz (Demirarslan ve Suner, 2021). Bayes sınıflandırmada sayısal verilerin dağılımının normal olduğu varsayılarak koşullu olasılıkları modellenir.

Doğrusal Regresyon

Doğrusal regresyon, mevcut müşteri kayıp literatüründe, araştırma amaçları ve değişken özellikleri açısından farklılık gösteren ve çok sık kullanılmayan regresyon tekniklerinden biridir. Bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkinin doğrusal olduğunu varsamaktadır (Vafeiadis vd., 2015). Basit doğrusal regresyonda tek bir bağımsız değişken uygulanırken, birden fazla bağımsız değişkenin olduğu sınıflandırma çalışmalarında çoklu doğrusal regresyon kullanılır (Miguéis vd., 2012).

C5.0

C5.0, bir veri setinden bilgilendirici şablonlar çıkartan bir analiz sistemidir (Quinlan, 1993). ID3 algoritmasına sahip olan C4.5'in gelişmiş versiyonu olan C5.0 tahmin isabeti açısından oldukça sık kullanılan karar ağacı oluşturma modelidir. C5.0'ın içeriğinde bulunan ID3 algoritması bir veri kümesi içinde yer alabilecek belirsizlik, rastgelelilik ölçmeye yarayan entropi kavramının kullanılması ile değişkenler içerisinde sınıflamada en ayırıcı özelliğe sahip değişkeni bulmayı amaçlar (Dunham, 2003). Eldeki bütün müşterilerin tek bir gelir grubuna dahil olduğu ve aynı ürünleri aldığını varsayarsak, burada entropi değeri sıfır (0) olacaktır. Müşteri davranışlarının düzensiz, sistemsiz olduğu göz önüne alındığında, veriler sayısallaştırıldığında 0-1 arasında değerler oluşur.

C5.0, büyük orandaki verilerin ve bunlara ait binlerce sayısal, zaman, tarih veya metinsel alanları kısa sürede analiz edebilmektedir. C5.0'ın olumlu yanlarından biri de

oluşturduğu karar ağaçları ve kural setlerini anlamak, yapay sinir ağlarına göre daha kolaydır. C5.0'ı farklı kılan en önemli özelliği, anlaşılabilirliğidir.

C5.0'in güçlü yanlarından biri uzun süren öğretme sürecinin olmamasıdır. Ayrıca, diğer sınıflandırma ve kural setleri modellerine göre daha kolay anlaşılabilen ve kolay yorumlanabilmektedir. Sınıflandırma yaparken isabet oranını arttıran güçlendirme (boosting) metoduna da sahiptir. Ayrıca hata oranı düşüklüğü ve çok hızlı algoritma yapısı ile en iyi karar ağacı algoritmalarından biri olma özelliğine sahiptir (Tjen-Sien vd., 2000; Ruggieri, 2002).

C5.0, hem nominal (kategorik) hem de sayısal verileri bir arada analiz edebilen bir modeldir. Regresyon, CART, YSA modelleri sadece nominal ya da sayısal çalışabilmektedir. C5.0 bu konuda veri setindeki değerlerin tamamen sayısal ya da kategorik değerlere dönüştürülmesi gerekmemektedir. C5.0'ın winnow (ayıklama) özelliği ile kural setlerinde veya çıktılarda yanlış çıkarımları engellemek için bazı değişkenleri ayıklar. C5.0'ın üstünlüklerinden biri de eksik veri olsa da tahmin yapabilmekte ve karar ağaçları çıkarabilmektedir. Diğer modellerde eksik verilerin olması analizi engellemekte ve yanlış karar ağaçları ve çıkarımlar yapmaktadır. Bu yüzden eksik veriler diğer modellerde baştan temizlenir. C5.0 ise, sadece ilgilenilen özelliklere uygun değerleri kazanım oranının hesaplanmasında kullanır (Gorunescu, 2011).

Zaman-değişkenli değerlerin zaman içindeki tahminlerini gerçekleştirmeye yarayan karar ağacı tekniği olan C5.0, değişkenlerin geçiş ve gidiş yollarını tahmin etmede kullanılan bir metottur. Çalışmamızda da zaman içindeki hareketleri incelenecek olan müşterilerin C5.0 tekniği ile geçiş ve gidiş yollarının tahmin edilmesi sağlanacaktır. Bu tahminlerin isabet oranının yüksek olması ile firmaların pazarlama kampanyaları, tutundurma çabalarının etkinliğini ve etkililiğinin ölçülmesi sağlanmış olacaktır. Çalışmamızda C5.0'ı ana model olarak alıp diğer modeller ile karşılaştırmamızın nedeni, yukarıda bahsedildiği gibi diğer karar ağacı ve sınıflandırma modellerinden daha hızlı, daha isabetli tahminler yapabilmesidir. Çalışmamızda kullanacağımız C5.0 modeli, süpermarket veri setinde isabet oranı yüksek olan bir tekniktir (Ha, 2007). Ayrıca Ha (2007), çalışmada C5.0 ile yapılan sınıflandırma ve karar ağacının isabet oranının diğer modellerden daha iyi olduğunu belirtmiştir.

2.3.2. Kümeleme Modellerinde Kullanılan Teknikler

K-ortalama Kümeleme Modeli (K-means)

Kümeleme verilerin denetimsiz olarak gruplandırıldığı, nesnelerin hangi gruplara atanacağı nesnelerin birbirlerine olan benzerliğine göre belirlendiği tekniktir (Silahtaroglu, 2013). Denetimsiz (unsupervised) gruplandırma, daha önceden bir grup oluşturmada yapılan, verilerin kendi nitelikleriyle ortaya çıkan grupları ifade eder. Sınıflandırmada, sınıflandırma yapmadan önce kaç adet grup olacağı analizi yapacak kişi tarafından belirlendiği için buna denetimli gruplama denir. En sık kullanılan kümeleme tekniklerinden biri olan K-ortalama, birbirine en fazla seviyede benzeyen nesnelerin ve birbirine en az seviyede benzeyen grupların ortaya çıkmasını sağlar.

Kohonen Ağları

Kohonen tarafından geliştirilen YSA'nın bir türü olan Öz-Düzenleyici Haritalar (Self-Organising Maps - SOM) olarak da bilinen Kohonen Ağları (Kohonen, 1981), karmaşık, çok boyutlu girdilerden öğrenebilen ve onu görsel olarak tanınabilir kümelere dönüştürebilen bir tür sinir ağıdır (Kiang, 2001). SOM ağlarının temel amacı, orijinal topolojik ilişkileri korurken, girdi verilerini n-boyutlu bir uzaydan daha düşük boyutlu (tipik olarak bir veya iki-boyutlu) bir çizime aktarmaktır (Bikari, Ünal ve Deveci, 2017). Kohonen ağların en temel özelliği denetimsiz olarak, analiz başında bir sınıf sayısı ya da bir öğreticiye ihtiyaç duymadığı için, denetimli yöntemlerin aksine küme analizi yöntemleri kategorisine uyar (Murtagh ve Hernández-Pajares, 1995) ve verideki değişkenlerin sınıflandırması ve haritalandırılması için çıkış vektörünü bilmesine gerek yoktur (Oğuzlar, 2005).

2.3.3. Birliktelik Kuralları Modelleri

Birliktelik kuralları, neyin ne ile ilgili olduğunu bulmaya yönelik geliştirilen (Agrawal ve Srikant, 1994), veri tabanı içindeki verilerin birbirleriyle olan ilişkilerini bulan açıklayıcı bir veri madenciliği modelidir (Sagin ve Ayvaz, 2018). Literatürde pazar sepeti analizi şeklinde de anılan birliktelik kuralları, müşterilerin alışveriş sepetlerindeki ürünler arasındaki ilişkileri ve bağıntıları belirlemeye çalışan böylece müşteri davranışlarının analizine yönelik bir modeldir (Kurniawan vd., 2018).

Müşteri kayıp yönetimi, içinde kullanılan modeller ve teknikleri açıkladıktan sonra çalışmamızda gerçekleştirilecek olan RFM bazlı ve tahmin modellerini içeren yeni bir müşteri kayıp yönetimi modeli bir sonraki bölümde açıklanacaktır.

Apriori

Apriori algoritması bağlantı analizlerinin yapılabildiği bağlantı kurallarının ortaya çıkarılması konusunda en çok bilinen ve kullanılan, geniş nesne kümelerinin ortaya çıkarılması işlemleri için kullanılan bir algoritmadır (Silahtaroglu, 2013). Apriori algoritması diğer kurallara bağlı olmayan ya da herhangi bir kuralla sınırlı olmayan kurallar üretir (Ersöz, 2015). Kelime anlamı olarak bir önceki anlamına gelen apriori algoritması kural üretirken bir önceki kuralı baz alarak yeni kural arayışına girer.

2.4. Müşteri Kaybı Kapsamında Yapılan Çalışmalara Yönelik Literatür İncelemesi

Müşteri kayıp yönetimi modelleri, veri madenciliği araçları ve teknikleri kullanmaktadır. Tahminlemede kullanılan teknikler olan, lojistik regresyon, karar ağaçları, yapay sinir ağları, C5.0, ikinci bölümde detaylı olarak açıklanmıştır. Müşteri kayıp yönetimi yabancı araştırmalarda yoğun bir şekilde araştırılmasına rağmen, müşterinin kaybını tahmin etme tekniği konusunda literatüre giren ortak bir teknik söz konusu değildir. Bu bölümde MKY hesaplamak için kullanılan modeller ve bu modelleri kullanan literatüre geçen çalışmalar sunulacaktır.

MKY kapsamında literatürde daha çok telekomünikasyon sektöründe yapılan çalışmalar mevcuttur. Telekomünikasyon sektöründe firma ile müşteri arasında bir anlaşma yapılarak, müşteri ödediği fiyata göre hizmet almaktadır. Müşteri bu hizmeti sektörde yer alan firmalardan birini seçerek elde etmektedir. Müşteri ve firma arasındaki bu çıkar ilişkisinin sona ermesi için ise müşterinin veya firmanın bu anlaşmayı feshetmesi gerekir. Burada anlaşmayı fesheden müşterilerin hangileri olduğu bellidir. Aynı ilişki bankacılık, sigortacılık, ödemeli TV yayını, gazete aboneliği gibi diğer sektörlerde de bulunmaktadır. Bu sektörlerde de müşteri hizmeti sunacak firma ile bir anlaşma yaparak, hizmet karşılığı, ödeme yapmayı taahhüt eder. Fakat telekomünikasyon hizmeti bazen ön-ödemeli olarak yapılabilmekte, müşteri önden ödeme yaparak ilgili firmanın telekomünikasyon hizmetini kullanabilmektedir. Burada bir anlaşma yapılması gerekmez. Yine de bu tür hizmet alımı, anlaşmalı hizmete göre çok daha azdır. Geleneksel perakende ya da çevrimiçi perakende

sektöründe ise müşteri bir anlaşma olmaksızın alışveriş yapmaktadır. Bu sebeple kayıp yönetimi çalışmaları bu sektörlerde daha azdır.

MKY çalışmalarında geliştirilen modellerin performanslarının ölçülmesinde yani modelin çalışma doğruluğunu ve tahminlemede başarısını gösteren ölçümlerde genellikle Eğri Altındaki Alan (Area Under Curve-AUC), Kaldıraç Eğrisi (Lift Curve), Kazanç Eğrisi (Gains Curve), Karışıklık Matrisi (Confusion Matrix) ve Doğru Sınıflandırma Yüzdesi (Percentage of Correct Classification) kullanılmaktadır. Bu performans ölçütlerini kısaca açıklamak gerekirse;

Eğri Altındaki Alan (AUC), bir modelin ne kadar iyi sınıflandırma yapabildiğini gösteren bir ölçüttür. Model öncesi doğru pozitif değerlerin, modeldeki pozitif değerlere olan oranı ile tespit edilir. Mükemmel model 1.0 oranında pozitif değerlerin ayrıldığını gösterirken, pozitif değerleri ayırma oranı 0.5, ayırt etme özelliği olmayan modeli belirtir.

Kaldıraç Eğrisi (Lift Curve), geliştirilen modelden elde edilen oran ile model olmadan elde edilen oranların etkinliğini ölçmekte kullanılır (Miguéis vd., 2012). Kayıp müşterilerin tahmini modelinde kaldıraç eğrisi, tahmin edilen kayıp müşterilerin veri seti içindeki yüzdesi ile gerçekte kayıp olan müşterilerin veri seti içindeki yüzdesinin oranını vermektedir. Burada, yüksek kaldıraç değeri, modelin doğru tahmini isabetini göstermektedir (De Bock ve Poel, 2011).

Kazanç Eğrisi (Gains Chart), ikili sınıflandırmalarda sınıflandırıcı performansını gösteren grafiksel bir çizimdir (Wu ve Chen, 2017).

Karışıklık Matrisi (Confusion Matrix), model kullanımı ile ortaya çıkan ikili sınıflandırma değerlerinin, gerçek değerlere göre performansını değerlendirmek için kullanılır.

Doğru Sınıflandırma Yüzdesi (Percentage of Correct Classification), modelin iyiliğinin göstergelerinden biridir ve bu yüzdenin yüksekliği modelin iyi olduğunu göstermektedir (Stanimirova vd., 2008).

Müşteri ile firma arasında anlaşma bulunan sektörlerde onlarca yıldır müşteri kaybı çalışmaları yapılmaktadır. Madden vd. (1999) Avustralya menşeli bir İnternet Servis Sağlayıcısı'nın hizmet verdiği 592 müşterisinden elde ettiği ödeme bilgilerini, internet hizmeti kullanım bilgilerini, müşterilerin demografik bilgilerini ve internet servis sağlayıcının sunduğu hizmet bilgilerini anket yoluyla elde etmiştir. Bağımlı değişkenin kayıp olup olmama durumuna bakarak geliştirdiği Binomial probit model ile çalışmada

sunulan hipotezler test edilmiştir. Çalışmada, düşük gelirli olan, sadece iş için internet kullanan, cinsiyeti erkek olan, güven duygusu azalan ve yaşça küçük olan müşterilerin kayıp olmaya daha yakın oldukları bulunmuştur.

Mozer vd. (2000) ise Amerika Birleşik Devletlerinde bulunan mobil telekomünikasyon sektöründe çalışma yapmış, 46744 müşteriye ait demografik bilgileri, firma ile yaptığı anlaşma bilgilerini, hizmet karşılığı yaptığı ödeme bilgilerini ve kullanım bilgilerini kullanarak bir kayıp modeli oluşturmuştur. Karar Ağaçları yöntemi olan ADABOOST ile müşteri kaybını tahmin etmeyi amaçlamıştır. 4 aylık bir veri seti kullanılmış, kayıp modelinin performansı ise tahmin edilen ile gerçek verilerin arasındaki oranı sunan kaldıraç (lift) eğrisi ile ölçülmüştür.

Perakende sektöründe müşteri kaybı, ilk defa 2005 yılında yapılan bir çalışmada (Buckinx ve Poel, 2005) dile getirilmiştir. Bu çalışmada 32 bin müşteriye ait alışveriş bilgileri, müşteri demografikleri ve ürün kategorileri değişkenler olarak ele alınmış, RFM, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları da tahmin teknikleri olarak kullanılmıştır. Bu çalışmada perakende sektörü için kısmi müşteri kaybı kavramını öne süren araştırmacılar, diğer sektörlerde yer alan kaybın, anlaşmasız bir sektör olan perakendede kaybın sürekli değil zaman içinde tekrar edebileceği ihtimali göz önüne alınarak kısmi kayıp demişlerdir. Avrupa’da yer alan süpermarket zincirinin veri setini kullanan araştırmacılar, kayıp süresini 3 ay olarak kabul etmişlerdir. Müşterilere ait alışveriş zamanları, ürün kategorileri, ödeme şekli, müşteri demografikleri ve şikayetleri değişken olarak kullanmışlardır. Bu değişkenleri kullanarak RFM, Lojistik regresyon ve Yapay sinir ağları ile analiz etmişler ve bu üç tekniğin birbirlerine olan performansları incelenmiştir. RFM, değerleri hesaplanırken, veriye bağlı kalacak şekilde 32 bin müşterinin ortalama değerleri baz alınmıştır.

Miguéis vd. (2012), perakende sektöründe sadece yeni müşteriler için bir kayıp modeli incelenmiştir. 7200 müşteriye ait alışveriş bilgileri ve ürün kategori bilgileri kullanılarak müşteri kaybını araştırmışlardır. Müşterilerin RFM değerlerinin yanı sıra aldıkları ürünler sıralaması Markov Zinciri’ altındaki bir yöntem olan ve Rissanen tarafından (1983) önerilen değişken hafızası kavramı baz alınarak yapılmıştır. Burada amaç müşterilerin firmaya olan güveni ve firmadan talep olgunluğunu yansıttığı düşünülen ürün alma sıralamalarının ileriye ve geriye doğru analiz edilerek alışveriş davranışları öğrenilmeye çalışılmıştır. RFM değerlerini de aynı ağırlık oranında kabul eden çalışma

sonucunda, önerilen ileri ve geri sıralama modeli standart RFM modelinden daha iyi sonuç vermiştir.

Ha (2007), perakende sektöründe yaptığı çalışmasında, müşterilere ait 15 aylık sadece RFM değerlerini kullanarak müşterileri sınıflandırmış, 15 aylık dönemi 3'er dönemlik sürelerle birleştirmiş ve toplamda 5 dönem üzerinden analiz yapmıştır. Bir sonraki dönemde hangi müşteri grubunun hangi grupta olacağını kümeleme analizi ile göstermiştir. Bu çalışmada RFM değerleri kendi ortalamalarına göre değerlendirilmiş olup, bu ortalama değerlerine uygun olarak müşteri grupları belirlenmiştir. Bu çalışmada sadece C5.0 tekniği kullanılmış, başka tekniklerle olan tahmin performansları karşılaştırması yapılmamıştır.

Anlaşmalı veya anlaşmasız sektörlerde yapılan tüm çalışmalarda da benzer bağımsız değişkenler kullanılmıştır. Özellikle müşterilerin demografik bilgileri, ödeme bilgileri ve hizmet kullanım bilgileri tüm müşteri kayıp yönetimi çalışmalarında kullanılmaktadır.

Müşteri kaybı ile ilgili yapılan çalışmalar aşağıda tablo halinde sunulmaktadır.

Tablo 3: Müşteri Kaybı ile İlgili Yapılan Çalışmalar

Çalışma Yılı ve Yazar(lar)	Kullanılan Değişkenler	Kullanılan Yöntemler	Sektör ve Firma-Müşteri İlişkisi Veri Bilgisi	Performans Karşılaştırma ve Ölçüm Yöntemleri
Madden, Savage, ve Coble-Neal, 1999	Müşteri Ekonomik Verileri, Kullanım Bilgileri, Demografik Veriler, İSS Özellikleri	Binomial Probit Model	İnternet Servis Sağlayıcı (Anlaşmalı) 592 müşteri Anket verisi	Hipotezlerin Test Edilmesi
Mozer vd.Wolniewicz, Grimes, Johnson, ve Kaushansky, 2000	Ödeme Bilgileri, Demografik Değişkenler, Kullanım Bilgileri, Anlaşma Bilgileri	AdaBoost (Karar Ağacı), Yapay Sinir Ağları C4.5	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 46.744 müşteri 4 aylık veri	Kaldıraç Eğrisi
Keaveney ve Parthasarathy, 2001	Demografik Değişkenler, Kullanım Bilgileri, Algılanan Tatmin	Doğrusal Ayrımcılık Modeli	İnternet Servis Sağlayıcı (Anlaşmalı) 2,443 müşteri Anket verisi	Hipotezlerin Test Edilmesi
Gerpott, Rams, ve Schindler, 2001	Demografik Değişkenler, Hizmet Kalitesi, Algılanan Fayda, İSS Kalitesi	Ağırlıklandırılmış En Küçük Kareler Yöntemi (WLS)	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 684 müşteri Anket verisi	Hipotezlerin Test Edilmesi
Wei ve Chiu, 2002	Ödeme Bilgileri, Anlaşma Bilgileri, Servis Alma Süresi, Kullanım Bilgileri	C4.5 ile sınıflandırma	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 99,500 müşteri 4 aylık veri	Yanlış Oran Eğrisi (DET)
Kim ve Yoon, 2004			Telekomünikasyon (Anlaşmalı)	
Lariviere ve Poel, 2005	Demografik Değişkenler, Müşterilerin Geçmiş Davranışları, Ara Değişkenler	Rassal Orman (Random forests), doğrusal regresyon, lojistik regresyon	Bankacılık (Anlaşmalı) 50,000 müşteri 9 aylık veri	Eğri Altındaki Alan
Hu, 2005	Müşteri Hesap Hareketleri	Boosted Naive Bayesian Networks, Yapay Sinir Ağları, C4.5	Bankacılık (Anlaşmalı) 42,547 müşteri 4 aylık veri	Kaldıraç Eğrisi

Tablo 3: Müşteri Kaybı ile İlgili Yapılan Çalışmalar (devamı)

Çalışma Yılı ve Yazar(lar)	Kullanılan Değişkenler	Kullanılan Yöntemler	Sektör ve Firma-Müşteri İlişkisi Veri Bilgisi	Performans Karşılaştırma ve Ölçüm Yöntemleri
Buckinx ve Poel, 2005	RFM, Firma-Müşteri İlişki Süresi, Demografik Değişkenler	Yapay Sinir Ağları, Lojistik Regresyon, Rassal Ormanlar	Perakende (Anlaşmasız) 32,371 müşteri 5 aylık veri	Eğri Altındaki Alan ve Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
Hung, Yen, ve Wang, 2006	Demografik Değişkenler, Ödeme Bilgileri, Arama Kayıtları	Karar ağaçları, yapay sinir ağları, k-means kümeleme	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 14,000 müşteri 11 aylık veri	Kaldıraç Eğrisi
Ahn, Han, ve Lee, 2006	Kullanım Bilgileri, Müşteri Seviyesi, Tatminsizlik Düzeyi, Değiştirme Maliyetleri	Lojistik Regresyon	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 5,789 müşteri 8 aylık veri	Hipotezlerin Test Edilmesi
Ha, 2007	RFM	C4.5	Perakende (Anlaşmasız) 58.852 müşteri 15 aylık veri	Çapraz Tablolama (Cross Tabulation)
Coussement ve Poel, 2008	Demografik Değişkenler, Yenileme Zamanları, Şikayet Bilgileri, RFM	Lojistik regresyon, Random forests, Destek Vektör Makinesi (SVM)	Gazete aboneliği (Anlaşmalı) 11,836 müşteri 12 aylık veri	Eğri Altındaki Alan ve Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
Burez ve Poel, 2007	Demografik Değişkenler, Ödeme Bilgileri, Gecikme Bilgileri	Lojistik Regresyon, Markov Zincirleri, Rassal Ormanlar	Ödemeli TV yayını (Anlaşmalı) 24,185 müşteri 12 aylık veri	Eğri Altındaki Alan
Xie vd., 2009	Demografik Değişkenler, Müşteri Hesapla İlgili Davranışlar, Banka Hesabı Özellikleri	Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçları, Destek Vektör Makinesi, Geliştirilmiş Dengeli Rassal Ormanlar	Bankacılık (Anlaşmalı) 1.524 müşteri	Kaldıraç Eğrisi
Jahromi vd., 2010	Kullanım Bilgileri, RFM	Kümeleme	Telekomünikasyon (Anlaşmasız-Önden ödemeli) 34,504 müşteri 6 aylık veri	Kaldıraç Eğrisi

Tablo 3: Müşteri Kaybı ile İlgili Yapılan Çalışmalar (devamı)

Çalışma Yılı ve Yazar(lar)	Kullanılan Değişkenler	Kullanılan Yöntemler	Sektör ve Firma-Müşteri İlişkisi Veri Bilgisi	Performans Karşılaştırma ve Ölçüm Yöntemleri
Sharma vd., 2012	Demografik Değişkenler, Kullanım Bilgileri, İlişki Süresi	Yapay Sinir Ağları	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 2,427 müşteri	Karışıklık Matrisi
Ballings ve Poel, 2012	Demografik Değişkenler, Ödeme Bilgileri, İlişki Süresi, RFM	Sınıflandırma Ağaçları ve Ki-Kare Otomatik Etkileşimi (CHAID)	Gazete Aboneliği (Anlaşmalı) 129,892 müşteri 8 aylık veri	Eğri Altındaki Alan
Oliveira, 2012	RFM, Ürün Satın Alma Sırası Bilgisi	Lojistik Regresyon, Karar Ağaçları	Perakende (Anlaşmasız) 44,764 müşteri 24 aylık veri	Eğri Altındaki Alan
Huang vd., 2012	Demografik Değişkenler, Şikayet Bilgileri, Hesap Bilgileri, Ödeme Bilgileri	Lojistik Regresyon, Karar Ağaçları, Destek Vektör Makinesi	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 827,124 müşteri	Eğri Altındaki Alan
Verbeke vd., 2012	Sosyo-Demografik Değişkenler, Kullanım Bilgileri, Finansal Bilgiler	Karar Ağaçları, Lojistik Regresyon, Rassal Ormanlar, Yapay Sinir Ağları	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 338,874 müşteri	Eğri Altındaki Alan
Jahromi vd., 2014	Firmalar Arası Etkileşim, Satın Alma Zamanları	Lojistik Regresyon, Karar Ağaçları	B2B (Anlaşmasız) 11,021 müşteri 12 aylık veri	Eğri Altındaki Alan ve Kazanç (Gains) Eğrisi
Tang vd., 2015	Sosyo-Demografik Değişkenler, Finansal Bilgiler,	Probit Model	Finans Kurumu (Anlaşmalı) 19,774 müşteri 36 aylık veri	ROC Eğrisi

Tablo 3: Müşteri Kaybı ile İlgili Yapılan Çalışmalar (devamı)

Çalışma Yılı ve Yazar(lar)	Kullanılan Değişkenler	Kullanılan Yöntemler	Sektör ve Firma-Müşteri İlişkisi Veri Bilgisi	Performans Karşılaştırma ve Ölçüm Yöntemleri
Moeyersoms, 2015	Sosyo-Demografik Değişkenler, Kullanım Bilgileri, Ödeme Bilgileri, Anlaşma Türü	Lojistik Regresyon, C4.5, Destek Vektör Makinesi	Enerji Sektörü (Anlaşmalı) 1,000,000 müşteri 12 aylık veri	Eğri Altındaki Alan
Keramati vd., 2016	Müşteri Tatminsizliği, Hizmet Kullanımı, Demografik Değişkenler	Karar Ağaçları	Elektronik Bankacılık (Anlaşmalı) 4,320 müşteri	Karışıklık Matrisi
Safari, Safari ve Montazer, 2016	RFM	Bulanık Kümeleme, AHP	Bilişim Teknolojileri 5 uzman	Müşteri Yaşam Boyu Değeri Sıralaması
Perisic ve Pahor, 2018	RFM	Lojistik Regresyon	Mobil Oyun 8,415 müşteri	Karışıklık Matrisi
Coussement, 2019	Demografik Değişkenler, Firma-Müşteri İlişki Bilgileri, Abonelik Bilgileri, Müşteri Geçmiş Davranış Bilgileri	Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçları, Destek Vektör Makinesi, Lojistik Regresyon	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 30,104 müşteri	Eğri Altındaki Alan
Guoen ve Xe, 2019	RFM, Müşteri Seviyesi, İlk Alışveriş Zamanı	Yapay Sinir Ağları	Online Perakende (Anlaşmasız) 3,763 müşteri 24 aylık veri	Karışıklık Matrisi
Alboukaey, Joukhadar ve Ghneim, 2020	Abonelik Bilgileri, Müşteri Geçmiş Davranış Bilgileri	Derin Öğrenme	Telekomünikasyon (Anlaşmalı) 30,104 müşteri	Karışıklık Matrisi, Eğri Altındaki Alan
Wu vd., 2020	RFM, ürün kodu	k-ortalama kümeleme, sınıflandırma	Online perakende 1013 müşteri	Müşteri Sınıfları

Bu çalışmada, literatürde yer alan çalışmalar ele alındığında temel iki farklılık bulunmaktadır. Birincisi literatürde incelenen ve RFM kullanılan çalışmalarda sınıflandırma veya kümeleme yöntemlerinde, verinin yapısına veya sahip olduğu değerlere göre sınıflandırma veya kümeleme yapılmaktadır. bu tez çalışmasında ise veriden elde edilen değil uzman görüşlerinin daha isabetli olacağı önerilmiştir. bu önerinin kaynağı RFM tabanlı sınıflandırma çalışmalarında RFM değerlerinin doğrudan veya bir standart ağırlıklandırma ile kullanılacağını öneren Hughes (1995)'e karşı farklı çalışmalarda RFM değişkenlerinin her sektörde farklı değerlendirilmesi gerektiği belirtilmektedir (Hajmohamad, Rahimi ve Sasanizadeh, 2021; Hizirolu, 2009; Safari, Safari ve Montazer, 2016; Stone, 1995; Wu vd., 2020). RFM değişkenlerinin uzman görüşü ile ağırlıklandırıldığı ya da analiz edildiği bir müşteri kayıp yönetimi çalışmasına yönelik bir çalışmaya ülkemizin ulusal tez kataloglarında ve yayınlarda rastlanılmamıştır. Bu sebeple bu tez çalışması müşteri kayıp yönetimi kapsamında uzman görüşünün kullanıldığı ilk akademik çalışma olacağı düşünülmektedir. Uluslararası literatürde ise RFM kullanılan müşteri hayat boyu değeri çalışmalarında ise uzman görüşüne yer veren çalışmalar mevcuttur (Khajvand vd., 2011; Liu ve Shih, 2005; Monalisa, Nadya ve Novita, 2019; Safari vd., 2016). Bu çalışmalarda müşteri yaşam boyu değerinin belirlenmesine yönelik RFM değişkenlerinin ağırlıklandırmalarında uzman görüşünden faydalanılmış ve her bir RFM değeri bu ağırlıklar ile çarpılmış, sonra toplanarak tek değer elde edilmiştir. Elde edilen bu değer ile çalışmalarında müşteri yaşam boyu değerinin tespit edilmesinde diğer değerlerle beraber bu tek RFM değerini kullanmışlardır. bu tez çalışmasında ise hem müşteri kayıp yönetimi kapsamında hem de sınıflandırma kapsamında uzman görüşünün eklenmesi ile RFM tabanlı sınıflandırma söz konusudur. Bu çalışma bu sebeple bahsedilen çalışmalardan farklılık arz etmektedir.

Müşteri kaybı yönetiminde uzman görüşlerinin etkisinin incelenmesinin amacı perakende sektöründe müşteri kayıp yönetimi çalışmalarında bir standartlaştırmanın sağlanması ile veriye göre değişen ağırlıklandırma veya sınıflandırmanın yol açacağı farklılaşmanın engellenmesi düşünülmektedir. Farklı veri setlerinde standart eşik değerleri, standart ortalama değerleri veya standart referans noktaları belirlenmesi amaçlanmıştır. Böylelikle sektörle ilgili çalışmalarda daha doğru ve isabetli analizlerin yapılacağı önerilmektedir.

Çalışmada yer alan diğer farklılık ise RFM ve demografik değişkenlerin haricinde promosyon yapıldığı zamanlardaki müşteri alışveriş bilgilerinin de müşteri kaybı

zerindeki etkisinin incelenmesidir. Promosyonların mteri kaybının olumasındaki rol de alımada incelenmi olacaktır.

İlk iki blmde sırasıyla mteri ilikileri ynetimi ve mteri kayıp ynetimi detaylıca anlatılmıtır. Ayrıca mteri kaybı ile ilgili literatr aratırması yapılmı ve tablo halinde gsterilmitir. alımada yer alan kavramların aıklanmasından ve tez konusuna ynelik literatr alıması yapılmasından sonra alımanın nemi, amacı, sorularını ieren aratırma yntemi kısma geilecektir.



BÖLÜM 3. ARAŞTIRMANIN YÖNTEMİ

Bu bölümde araştırmanın önemi, amaçları, aşamaları ve modeli sunulacaktır.

3.1. Araştırmanın Önemi

Sektörel rekabetin yoğun baskısı altında yerini sağlamlaştırmak, karlılığını ve pazar payını arttırmak isteyen firmaların bunu sağlayacak tek geliri olan müşterileri tanımaları önem arz etmektedir. Firmalar müşterilerini tanımak amacıyla, müşteri bilgilerini toplayan, depolayan ve bunları faydalı bir şekilde kullanan sistemler kurmuşlardır. Bu sistemler veri tabanlı pazarlamayı ortaya çıkarmıştır. Veritabanında bulunan müşteri bilgileri, firmada karar vericiler tarafından analizlerle değerlendirilmekte ve sorunların tespiti ve stratejilerin geliştirilmesi için kullanılmaktadır. Müşteri bilgilerini kullanarak sadakati sorgulayabilir ve firmanın sadık olan müşterilerini görebilmektedirler.

Özellikle perakende sektöründe sürekli büyüyen rakipler ve pazarda sürekli rekabetçi sayısının artması, firmaların konumlarını korumaları, varlığını sürdürmeleri için veritabanı pazarlamasını kurmalı ve faydalı bilgileri ortaya çıkarmalıdır. Müşterilerinin bilgilerini almak isteyen süpermarket firmaları müşteri bilgisini elde etmek amacıyla müşterilere sadakat kartı kapsamında kişiye özel kart vermektedir. Bu kartların müşterilere getirisi indirimli ürünler ve kampanya günleridir. Firmaya getirisi ise varlığını devam ettirecek çok önemli bilgilerdir. Bugün Carrefour, Migros, Metro, Pehlivanogulları gibi büyük firmalar bu kartları yoğun olarak kullanmaktadırlar. Fakat bu firmaların yer aldığı perakende sektöründe müşteri kaybına yönelik ülkemizde akademik literatüre giren bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Yükseköğretim Kurumunun Ulusal Tez Merkezi ve diğer üniversite tez kataloglarında yapılan inceleme sonrası bu bilgiye ulaşılmıştır.

Bu çalışmada, müşterilerine sunduğu sadakat kartı ile müşteri bilgilerini elde eden bir firmanın müşterilerinin satın alma davranışlarını temel alarak, bir müşteri kaybı analizi yapılmıştır. Bu analizin sonunda hangi müşterilerin kayıp olabileceğini literatürde geçen diğer RFM temelli modellere göre daha iyi tahmin edebileceği düşünülen bir model önerisi sunulmuştur. Önerilen modelde görüşlerine başvurulmuş uzmanların tecrübelerinin ve müşterileri daha iyi tanıdıkları varsayımıyla hareket ederek, veriden bağımsız müşteri kaybı çalışmalarında kullanılacak tüm veri setleri için geçerli ve güvenilir bir RFM ortalama değeri önerilmektedir. Bu ortalama ya da önem değerlerinin yapılacak

çalışmada sektörel anlamda daha isabetli analizler yapacağı düşünülmektedir. Bu sunulacak yeni araştırma modelinde, firmanın müşterilerinin gelecekteki davranışlarını anlamasına yardımcı olması açısından önemlidir. Bir müşteri veya müşteri grubunun kaybedilmesi, geliri azaltacağından dolayı hem karlılığa doğrudan olumsuz etkileri olacaktır hem de müşteri sayısındaki azalmadan pazar payında azalma gerçekleşecektir. Ayrıca kaybedilen müşterilerin yerlerine aynı karlılığı sağlayan müşterilerin ikamesi için en az yedi kat pazarlama harcamaları yapmak zorunda kalacaklardır (Mishachandar ve Kumar, 2018). Firmalar, veri madenciliği yaklaşımlarının ve müşteri sadakati uygulamalarının desteğiyle müşteri kaybına odaklanarak, ileride kayıp olabilecek müşterileri daha önceden tespit etmeyi amaçlamaktadırlar.

Müşteri kaybı çalışmalarında kullanılan RFM tabanlı ya da sadece nominal verilerin kullanıldığı modeller ile önerilen AHP tabanlı RFM modeli, C5.0, Lojistik Regresyon, Yapay Sinir Ağları gibi tahmin teknikleri ile karşılaştırılacaktır. Burada amaçlanan ilk akademik katkı, perakende sektöründeki yöneticilerden elde edilen tecrübeye dayalı bilgilerle oluşturulan bu yeni modelin, literatürde yer alan RFM'yi kullanan veya kullanmayan müşteri kaybı modelleriyle kayıp tahmin başarılarının karşılaştırılmasıdır. Bu çalışmada düşünülen ikinci katkı ise, perakende sektöründe gerçekleştirilen müşteri kaybı çalışmalarında kullanılan tahmin tekniklerinin hem önerilen modelde hem de literatürdeki modellerdeki performanslarının karşılaştırılmasıdır.

Bu çalışmada literatürde kullanılan RFM değişkenlerinden farklı olarak bu değişkenlerin nasıl belirlendiğine yönelik farklı bir çalışma yürütülmüştür. Çalışmanın akademik katkılarından biri olan yeni RFM eşik değerlerinin bulunmasının yanı sıra sınıflandırma sonucunda elde edilen müşteri bölümlendirmelerinin analizi de uygun tahmin teknikleri ile yapılarak, müşterilerin kayıp olma durumundan önce nasıl alışveriş davranışı gösterdiği bulunabilecektir. Bu alışveriş davranış şablonlarını bulmak da kayıp yönetimi kapsamında müşterilerin firma açısından durumunu gösteren önemli bir etken olacaktır.

Araştırma konusu, Türkiye’de doktora seviyesinde sadece telekomünikasyon, (Koçoğlu, 2017; Özmen, 2017) bankacılık (Eren, 2017) ve hizmet (Cengizci, 2020) sektöründe çalışılan ancak perakende sektöründe henüz çalışılmamış olan müşteri kayıp yönetimi konusundaki bu eksikliği gidermek amacıyla ortaya çıkmıştır. Tez önerisi araştırılırken akademik bir katkı sağlayacağı düşünülen bu konunun kendi kültürümüze ait bilgilerin kullanılarak müşteri kaybının çözümlenmesi amaçlanmıştır. Ayrıca Türkiye’de perakende sektöründe sadakat kartlarının kullanılmasına rağmen bu konuda henüz bir

akademik çalışmanın bulunmaması da tez konusunun tetikleyici unsurlarından biridir. Ayrıca, bu çalışmada müşteriler ile anket veya mülakat yapılmadığı, veri tabanlarından elde edilen gerçek veriler olduğu için müşterilerin gerçek alışveriş bilgileri ve davranışları ortaya çıkacaktır. Özellikle araştırmada kullanılan bazı değişkenler göz önüne alındığında bu verilerin anketle veya mülakatla istenmesi durumunda kişisel niyetlerin, geçmiş bilgiler ile ilgili sübjektif görüşler elde edileceğinden, geleceğe yönelik tahminler doğru ve kabul edilebilir sonuçlar vermeyecektir. Veri tabanından gelen bilgilerde aylarca öncesine kadar müşterinin neler aldığı, ne zaman aldığı, ne kadar para harcadığı gibi bilgiler hem daha keskin hem de daha sağlıklıdır.

Bu çalışmanın bulgularının kayıp olabilecek müşterileri önceden tahmin ederek işletmelere kâr açısından katkıda bulunacak sonuçlar üretmesi beklenmektedir. Ayrıca, yeni modelin akademik yazına bir yenilik getirmesi beklenmektedir.

3.2. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın üç amacı bulunmaktadır.

- i- Önceki bölümlerde bahsedilen müşteri ilişkileri yönetiminin en önemli sorunlarından biri olan müşteri kaybının Uzman Görüşü ile kayıp ve kayıp olmayan müşterileri daha iyi ayıran bir yöntem geliştirmek
- ii- Müşteri kayıp yönetimi literatüründe kullanılan tahmin teknikleri olan Lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve C5.0'ın, hem sadece RFM kullanılan modellerde hem de RFM ve diğer değişkenlerin bulunduğu modeller içinde karşılaştırılması.
- iii- Firmanın yaptığı promosyon uygulamalarının müşterinin kayıp olup olmama üzerindeki etkisini farklı modeller içinde incelemektir.

Bu araştırmada müşterilerin kaybını önceden tahmin edecek modeli kurmak için müşterilerin alışveriş bilgileri, demografik değişkenleri, aldıkları ürünler, ek olarak müşterilerin promosyon dönemlerinde satın alımları ve müşteri kayıp araştırmalarında sıklıkla kullanılan RFM analizi kullanılacaktır. Literatürde sıklıkla kullanılan C5.0, Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları kullanılan müşteri kayıp modelleri ile yeni modelin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Bu çalışmada önerilen uzman görüşü tabanlı RFM analizini içeren modelin, standart ortalama içeren RFM modeline ve kümeleme içeren RFM modeline göre daha iyi kayıp müşteri tahmini sağlayacağı hipotezine dayanmaktadır. Böylelikle uzman görüşünün müşteri sayısı çok olan bir süpermarket

zincirinde kayıp müşterilerin önceden tespit edilmesinin daha başarılı olması ile firma karlılığının azalmasını engelleyeceği beklenmektedir (Tamaddoni, Stakhovych ve Ewing, 2017).

3.3. Araştırmanın Soruları

Bu çalışmada aşağıda verilen soruların cevapları aranmaya çalışılacaktır:

- Pazarlama yöneticilerinden elde edilen uzman görüşü, süpermarket çalışmalarında daha doğru sınıflandırma ve tahminleme gerçekleştirmeyi sağlar mı?
- Literatürde sadece üç değişkene sahip olan fakat müşteri sadakat ve müşteri kaybı çalışmalarında yeterli olduğu düşünülen RFM yöntemi, müşteri kayıp modeli kapsamında başarılı performans sergiler mi?
- RFM ile beraber müşterilere ait demografik değişkenlerin analizlerde kullanılması gelecek tahminlerinde daha başarılı sonuçlar ve sınıflandırmalara yardımcı olur mu?
- Müşterilerin, süpermarketlerin yaptığı promosyon satışlarındaki gösterdikleri alışveriş davranışını içeren bilgilerin analize dahil edilmesi, sınıflandırma başarısı üzerinde etkili olur mu?
- Müşteri kaybı çalışmalarında en sık kullanılan tahmin teknikleri olan YSA, LR ve C5.0 tekniklerinden hangisi veya hangileri daha iyi sınıflandırma ve doğruluk oranı verir?

Araştırma sorularına yönelik cevaplara sonuçlar kısmında değinilecektir.

3.4. Araştırmanın Yöntemi

Bu araştırma pozitivist yaklaşımı temel almaktadır. Nicelleştirilmiş gerçek müşteri veri seti ve tahminlemede kullanılan matematiksel teknikleri içerdiğinden nicel araştırma tasarımı benimsenmiştir. Çalışmada, Türkiye’de faaliyet gösteren bir süpermarket zincirinin iki ayrı şehrinden elde edilen veriler kullanılmıştır. Bu veriler ortak bir veri tabanı dosyasından alınmış, bir veri tabanı uygulaması olan Microsoft Access ile şehir bazında iki ayrı veriye dönüştürülmüştür. Daha sonra başka bir istatistiksel uygulama olan Microsoft Excel uygulamasına aktarılarak modelde yer alan aşamalar için hazır hale getirilmiştir. Hazır hale getirilen veriler, sınıflandırma, kümeleme ve tahmin teknikleri gibi teknikleri ve veri madenciliği uygulamalarını içeren bir program olan IBM Modeler

14.1 programı kullanılarak analiz edilmiştir. Analiz sonuçları, sonuç görselleri ve tabloları da yine IBM Modeler 14.1 ile çıkartılmıştır.

Bu çalışmada, literatürde sıklıkla kullanılan RFM değişkenleri ile demografik ve promosyon zamanındaki alışveriş bilgileri de kullanılmıştır. RFM değişkenlerinin ortalama değerlerinin bulunabilmesi için uzman görüşüne başvurulmuştur. RFM, İngilizce Recency (belirli bir dönemde en son alışveriş zamanı), Frequency (belirli bir dönemdeki alışveriş sıklığı-sayısı) ve Monetary (belirli bir dönemdeki toplam harcama tutarı) kelimelerinin baş harflerinden oluşturulan ve müşteri hayat boyu değeri, müşteri sadakati ve müşteri kaybı çalışmalarında kullanılan bir analiz modelidir. Bu değerler, veri setindeki değişkenlerin belirlenen dönemlere göre dönüştürülmesiyle elde edilir. Bu çalışmada da kullanılan RFM değişkenleri ile ilgili bir çalışma yapılmış, fakat çok az sayıda yanıt bulmuştur. Çalışmanın geliştirilen modeli için 62 yöneticiye RFM değişkenlerinin göreceli üstünlüklerini belirlemeleri eposta gönderilmiştir. Sadece 39 yönetici bu çalışmaya yanıt vermiştir. Bu yanıtların ise 19 tanesi AHP analizi için geçerli kabul edilmiştir. Ancak bu kabul edilen yanıt sayısının Analitik Hiyerarşi Prosesi çalışmalarında güven aralığını sağlamada yeterli olduğu değerlendirilmektedir (Melillo ve Pecchia, 2016). Önerilen bu modelde uzman görüşünün kullanılması ile elde edilecek değişkenlerin ortalamalarının, literatürdeki çalışmalarda yer alan “kullanılan veriden elde edilen” ortalamalardan daha sağlıklı ve daha isabetli olduğu önerilmektedir. Burada amaç, perakende sektöründe gerçekleştirilecek RFM temelli müşteri kaybı çalışmalarında standart ortalama değerlerinin belirlenmesidir.

Önerilen yeni model içinde kullanılacak RFM değişkenlerinin ağırlıkları, literatürde kullanıldığı gibi veri setindeki ortalamalara göre değil, pazarlama yöneticilerinin belirlediği oranlara göre Analitik Hiyerarşi Süreci yöntemiyle belirlenmiştir. Burada, RFM değişkenlerinin kullanılan veri setine göre değil, pazarlama uzmanlarının tecrübelerine göre modele eklenmesi amaçlanmıştır.

Veriler, sınıflandırma yöntemiyle, literatürde bazı çalışmalarda kullanıldığı şekilde sekiz ayrı sınıfa ayrılmıştır. Bu sekiz sınıfın elde edilme süreci şu şekilde işlemektedir. Her RFM değişkenine ait dönemseller veya genel bir eşik ya da ortalama değeri atanır. Eşik değeri için çalışmalarda verilerin aritmetik ortalaması ya da kümeleme yöntemiyle elde edilen bir değer bulunur. Bir müşterinin ilgili dönemdeki R değeri, belirlenen dönemin R eşik değerinden yüksek ise bu müşterinin dönemseller bazdaki R değeri, Yüksek olarak kabul edilir. F ve M için de aynı yüksek-düşük ayrımı yapılmaktadır. Bu yöntem ile her

bir RFM değeri 2 ayrı değer alabilir. RFM analizinde her üç değişken de bir arada kullanıldığı için, tek bir RFM değeri için RFM değerleri ayrı ayrı 2 değer alacağı için toplamda 8 ayrı sınıf oluşmaktadır.

3.5.Araştırmanın Aşamaları

Araştırma modelinin aşamaları aşağıdaki Şekil 15'te gösterilmektedir. Çalışmanın modeli geliştirilirken şu aşamalar izlenmiştir. (1) verinin hazırlanması, (2) verinin işlenmesi, (3) RFM eşik değerlerinin bulunması ve RFM sınıflarının oluşturulması, (4) Diğer değişkenlerin eklenmesi, (5) sadece RFM içeren modellerin tahminlerinin gerçekleştirilmesi, (6) Tüm değişkenlerin kullanıldığı modellerin tahminlerinin gerçekleştirilmesi ve (7) tüm modellerin analiz sonuçlarının değerlendirilmesi

Verilerin Hazırlanması	•Veri tabanından gelen veriler •Microsoft Access •Microsoft Excel •Verilerin düzenlenmesi
Verilerin İşlenmesi	•Normalleştirme •Aylık dönemlere göre verileri işleme
RFM Eşik Değerlerin Bulunması RFM eşik değerlerinin bulunması ve RFM sınıflarının oluşturulması	•Standart Ortalama Kullanılarak Eşik Değerinin Bulunması •Kümeleme Kullanılarak Eşik Değerinin Bulunması •Uzman Görüşü ile Eşik Değerinin Bulunması •RFM Sınıflarının Oluşturulması
Diğer Değişkenlerin Eklenmesi	•Demografik Bilgiler •Ürün Harcama Bilgileri •Ürün Kategorilerinde Promosyon Uygulanma Bilgileri
Sadece RFM Kullanarak Yapılan Tahminler	•Sadece RFM Kullanılarak Lojistik Regresyon Tekniği ile Tahmin •Sadece RFM Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Tekniği ile Tahmin •Sadece RFM Kullanılarak C5.0 Tekniği ile Tahmin
Tüm Değişkenler Kullanarak Yapılan Tahminler	•Tüm Değişkenler Kullanılarak Lojistik Regresyon Tekniği ile Tahmin •Tüm Değişkenler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Tekniği ile Tahmin •Tüm Değişkenler Kullanılarak C5.0 Tekniği ile Tahmin
Tüm Modellerin Analiz Sonuçları ve Değerlendirmesi	•Modellerin Değerlendirmeleri ve Karşılaştırılması

Şekil 15. Önerilen Kayıp Modelinin Aşamaları

Verinin hazırlanması aşamasında, modele uygun verilerin elde edilmesi ve bunların analize hazır hale getirilmesi gerekir. Veri seti bir süpermarketin veri tabanından elde edilmiş, bu veriler daha sonra Microsoft Access veri tabanı uygulaması ve Microsoft Excel uygulaması kullanılarak düzenlenmiştir.

RFM analizinde kullanılmak üzere R, F ve M'ye ait eşik değerlerinin belirlenmesi için literatürdeki diğer çalışmalardan farklı olarak pazarlama uzmanlarından elde edilen sonuçlar Analitik Hiyerarşi Prosesi (AHP) kullanılmıştır. AHP süreci ilerleyen kısımlarda açıklanmıştır.

Verinin işlenmesi aşamasında, eksik ve yanlış girilmiş değere sahip veriler silinmiştir. Ayrıca RFM analizin yapılması için gereken eşik değerleri kullanılarak, sınıflar oluşturulacağından, müşterilere ait RFM değerleri normalleştirilmelidir. Birçok segmentasyon, karar verici teknikler ve hesaplama algoritmaları değerlerin ölçümlerinde değişik sonuçlar vermektedir. İstatistiksel analize başlamadan önce bazı tekniklerin değerlerinin normalleştirilmesi gerekmektedir. Analizde kullanılacak tekniklerin veriyi analiz edip öğrenebilmesi bu aşamaya bağlıdır. Karar Ormanı, Naive Bayesian gibi modellerde normalleştirilmiş veri aranmaz. Lineer regresyonda normalleştirme tavsiye edilen bir adımdır. Yapay Sinir ağları, sınıflandırma, lojistik regresyon, destek vektör makineleri gibi tekniklerde ise normalleştirme gereklidir (Dogra, 2010). Normalleştirme, istatistikte ölçülecek veri setindeki istatistiksel hataları izole etme sürecidir. Normalleştirme ile veri setindeki tüm değerler 0-1 arasına dönüştürülerek, verileri tek bir düzen içerisinde ele almak ve ölçülecek veri setindeki istatistiksel hataları izole etme sürecidir. Normalleştirme için aşağıdaki formül kullanılmıştır (Changchien ve Lu, 2001):

$$\text{NormalD} = \frac{D - \text{MinD}}{\text{MaxD} - \text{MinD}} \quad (\text{Denklem 3})$$

Burada

NormalD = kayıtlar içindeki veriye ait R, F ya da M değerlerinden birine ait yeni normalleştirilmiş değer

MaxD = R, F ya da M'nin en yüksek değeridir.

MinD = R, F ya da M'nin en düşük değerleridir.

D= herhangi bir müşterinin R,F ya da M değeridir.

MaxD ve MinD kavramları şöyle açıklanabilir; örneğin F1 için, birinci aydaki tüm müşteriler arasından en sık gelen kişinin sıklık sayısı o dönemin sıklığının MaxD değeri olur. MinD değeri ise en az sıklık değeridir. MaxD ve MinD, R değerlerinin normalleştirilmesinde ise hesaplama farklı olacaktır. R'nin rakamsal ifadesi F ve M'ye göre ters anlama gelmektedir. Çünkü R'nin yüksek olması olumsuz bir durumdur, R'nin değerinin düşük olması firmalar açısından o müşteriyi yakın zamanda alışveriş yaptığından dolayı daha değerli kılar. RFM değerlerinin sektörlere olan değişikliği daha önce belirtilmişti. Telekomünikasyon, kredi kartı, süper market, elektronik mağazalar, online alışveriş gibi sektörlerde R değerine verilen katsayı oranı F ve M'ye verileden yüksektir. Burada amaç yakın zamanda alışveriş yapan müşterinin daha sadık olduğu görüşüdür. Buna karşın restoran, danışmanlık hizmeti gibi bazı sektörlerde ise M değeri ön plandadır. Tüm bu sektörlerdeki farklılıklara rağmen R'nin hesaplanma mantığı aynıdır. R değerlerinin normalleştirilmesinde, formül sonrası ortaya çıkan değer 1'den çıkarılacaktır. Böylelikle bulunan değer normalleştirilmiş R değeri olacaktır.

RFM eşik değerlerinin belirlenmesi aşamasında süpermarket ve perakende sektöründe çalışan uzman yöneticilere eposta aracılığıyla sorulan AHP kapsamında RFM değerleri arasındaki ilişkiyi içeren ankette, RFM değerlerinin birbirleriyle olan önem derecelerini sırasıyla yapmaları ve bunu göndermeleri istenmiştir. Ulaşılan yöneticilerden 39 tanesi yanıt vermiş vermiştir. Bunların ise sadece 19'u geçerli kabul edilmiştir. Yine de bu sayı literatürde gerekli akademik altyapının varlığı için yeterli sayıdadır (Melillo ve Pecchia, 2016). Literatür araştırması bölümünde RFM'nin akademik dayanakları belirtilecektir. Yöneticilere R, F ve M değerlerinin birbirlerine göre önem derecelerini belirleyecek şablon sunulmuştur. Bu şablona göre yöneticiler AHP yaklaşımında uygulanan 1-9 arası tek sayıların olduğu önem dereceleri veya 2,4,6 ve 8'den oluşan uzlaşma değerlerinden birini seçmeleri istenmiştir. AHP yaklaşımında kullanılan önem değerleri ve bu değerlerin tanımlamaları Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4: AHP Önem Dereceleri ve Değer Tanımları

Önem Değerleri	Değer Tanımları
1	Eşit önemde
3	Biraz daha önemli (Az üstün)
5	Oldukça Önemli (Fazla üstün)
7	Çok Önemli (Çok üstün)
9	Son derece önemli (Kesin üstün)
2,4,6 ve 8	Ara değerler (Uzlaşma değerleri)

Aşağıdaki örnekte (Tablo 5) ise bir yöneticiden bir dönemdeki alışveriş sıklığı ile aynı dönemdeki alışveriş tutarı arasında önem dereceleri yapmaları ve uygun gördükleri sayıyı işaretlemeleri istenmiştir.

Tablo 5: AHP Önem Dereceleri Örneği

Müşterinin belirli dönemdeki toplam alışveriş tutarı ile belirli bir dönemdeki alışveriş sıklığı arasındaki ilişkiyi ikili karşılaştırma şeklinde değerlendirin.																
F ile M																
Alışveriş Sıklığı (Frequency)								Alışveriş Tutarı (Monetary)								
								X								
9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9

Yöneticilerden toplanan mülakatlardaki değerler, AHP yaklaşımındaki matris çarpımları yöntemiyle hesaplanarak, bu tabloda her yöneticinin verdiği yanıtlara göre R,F ve M eşik değerleri bulunmuştur. Yanıtların geçerliliği için AHP analizinde, tutarsızlık endeksi kullanılır. Bu endeks değeri, yanıtlayan kişinin tutarsız yanıtlarını ve rasgele yanıtlarını elemek için kullanılmaktadır. Tutarsızlık endeksi 0.1’den (%10) düşük olan değerler geçerli kabul edilir. Burada en iyi tutarsızlık endeksi değeri 0’dır. Çalışmadaki 19 yanıtın geçerli olduğu görülmektedir. AHP yönteminde tüm değerlendiricilerin yanıtlarının tek bir değerde birleştirilmesi için geometrik ortalama kullanılır (Xu, 2000). Tüm geçerli AHP analiz sonuçları birbirleriyle geometrik ortalama ile hesaplanarak R, F ve M’ye ait tek eşik değeri bulunur. Bu eşik değerleri sınıflandırmada kullanılmıştır.

RFM sınıflarını oluşturma aşamasında, belirlenen eşik değerlerine göre her bir müşterinin R, F ve M değerleri bu eşik değerlerine göre düşük-yüksek şeklinde adlandırılmıştır. Çalışmada yer alan üç modelin eşik değerleri sırasıyla şu şekilde belirlenecektir. Uzman görüşünü içeren modelde, uzman görüşlerinden elde edilen önem karşılaştırması sonrası her döneme ayrı ayrı değil, tüm dönemler için geçerli eşik değerleri belirlenecektir. Standart ortalamayı içeren modelde ise her dönemin kendi R, F, M değerlerine göre ayrı ayrı eşik değerleri belirlenecektir. Böylelikle her dönemdeki müşterilerin R, F ve M değerleri o dönem için aritmetik ortalama ile eşik değerleri belirlenecektir. Kümeleme içeren modelde ise her dönem kendi içinde müşterileri belirlenen kümelerle atanacak, her bir kümenin kendi aritmetik ortalamasından elde edilen eşik değerlerine göre de bu kümelerle dahil olan müşteriler uygun sınıflara atanacaktır. Eşik değerleri her bir model için belirlendikten sonra, her dönem için müşterilerin R, F ve M değerleri eşik değerlerine göre yeni bir sınıfa atanacaklardır. Bir müşterinin belirli bir döneme ait alışveriş sıklığı değeri, eşik değerinden yüksek ise, bu müşteriye ait değer

Fy olacaktır. Bu şekilde her bir müşteri Son Alışveriş Tarihi-Yüksek (Ry), Son Alışveriş Tarihi -Düşük (Rd), Alışveriş Sıklığı – Yüksek (Fy), Alışveriş Sıklığı – Düşük (Fd), Harcama – Yüksek (My), Harcama – Düşük (Md) değerlerini alacaktır. Bu gruplardan son alışveriş tarihi en yakın olan (Rd), aynı dönemdeki alışveriş sıklığı yüksek olan (Fy) ve bu dönemdeki harcaması yüksek olan (My) müşteri, literatürde en sadık müşteri şeklinde ele alınmaktadır. RFM analizi için müşterinin her bir R, F ve M değerlerini birleştirilmesi ile müşteri sınıfları oluşturulduğu için en sadık müşteri sınıfı, en yakın zamanda gelen, alışveriş sıklığı yüksek olan ve alışveriş harcama tutarı yüksek olan RdFyMy'dir. Son Alışveriş Tarihi - Yüksek, Alışveriş Sıklığı – Düşük ve Harcama – Yüksek olan sınıf (RyFdMy) koruması zor ve kayıp olma ihtimali fazla olan, RdFdMd sınıfı ise yeni gelen müşterileri temsil eden sınıftır. RyFdMd segmenti ise kayıp olması muhtemel sınıftır.

Diğer değişkenlerin eklenmesi aşamasında RFM değerlerinin yanı sıra müşterilere ait demografik bilgiler, sekiz temel ürün kategorisine ait harcama bilgileri ve ürünlerde promosyon uygulanıp uygulanmadığı ve promosyon uygulanmışsa müşterinin kaç kez bu ürün kategorisinden satın aldığı bilgileri eklenecektir.

Sadece RFM'nin kullanıldığı tahminler ile diğer değişkenlerin eklenerek yapılan tahminler aşamasında ise IBM Modeler 14.1 programı üzerinde LR, YSA ve C5.0 teknikleri sırasıyla sadece RFM değişkenlerinin olduğu modelde ve ayrıca RFM'ye ek olarak demografik değişkenler ile promosyon zamanlarındaki alışveriş bilgilerinin eklendiği modelde kullanılmıştır. Bu aşamada düzenlenen veriler ve oluşturulan sınıflar, Modeler yazılımında işlenerek, kullanılan tekniğin verdiği rapora ve sonuçlara göre müşterilerin geçmiş zamanlardaki alışveriş hareketleri analiz edilerek hangi müşterilerin alışveriş yapmaya devam edebileceği ya da firmayı terk edip kayıp olabileceği tahminler yoluyla bulunabilecektir.

Tüm modellerin analiz sonuçları ve değerlendirilmesi aşamasında ise sadece RFM kullanılan ve bütün bilgilerin içerildiği modellerin kullanılan tahmin tekniklerine göre tahmin sonuçları birbirleriyle karşılaştırılacaktır.

Literatürde kullanılan modeller ile önerilen yeni model, tahmin teknikleri ile karşılaştırılacaktır. Akademik katkı olarak düşünülen yeni modelin yanı sıra, bu karşılaştırma içinde tahmin tekniklerinin de performanslarının karşılaştırması da akademik bir katkı amaçlanmaktadır.

3.6. Araştırma Verisi ve Örneklem

Araştırmada kullanılacak veri Türkiye’de halen faaliyet gösteren bir süpermarket zincirine aittir. Veri setinde İstanbul ve Ankara olmak üzere iki ayrı büyükşehirdeki müşterilerin verilerini içermektedir. Veri güvenliği, veri hırsızlığı konusunda titiz davranan şirket bu çalışmada müşteri adları ve müşteri adreslerinin yayınlanmaması şartıyla bu verileri paylaşmıştır.

MKY hesaplama modellerinde daha kısa süreli veriler de tercih edilmektedir. Bazı çalışmalarda 3, 5 ve 6 aylık veriler de kullanılmıştır. Uzun süreli verinin bulunması çalışmanın teorisini daha da güçlendirecektir.

Veri, perakende sektöründe faaliyet gösteren birçok sayıda şubesi olan bir süpermarket zincirinden alınan veri tabanından elde edilen, 10,672 kişilik müşteriye kapsamaktadır. Literatürde de benzer çalışmalarda bu sayıya benzer sayıda veri setinin kullanıldığı görülmektedir (Buckinx ve Poel, 2005; Oliveira, 2012). Bu verilerdeki bilgiler sınırlıdır. Müşterilere ait demografik veriler de mevcuttur.

Veri ile ilgili detaylı bilgi sırasıyla Tablo 6’da verilmiştir.

Tablo 6: Veri Seti Değişkenleri ve Açıklamaları

Veri İçerikleri	Açıklama
Müşteri Sayısı	İstanbul : 5998 Ankara : 4674 Olmak üzere toplamda 10672 müşteri
Veri setinin tarihleri	Ocak 2013 ile Eylül 2015 arasında, 33 aylık veri
Alışveriş Zamanları	Her bir müşteriye ait alışveriş zamanı tarih olarak bulunmaktadır
Ürün türleri	Sekiz ayrı kategoride ürünler gruplandırılmıştır. 1- Ketçap, mayonez, soslar 2- Gıda, Yemek malzemeleri, Konserveler 3- Çerez, Çikolata, Bisküvi 4- Tereyağ, Margarin, Sıvı yağ, Zeytinyağı 5- Süt ve kahvaltılık malzemeleri 6- Şeker, tuz, baharat, tatlılar 7- Kişisel bakım ve Kağıt Temizlik Ürünleri 8- Gıda, Yemek malzemeleri, (Et, Balık, Tavuk, Bakliyat, Yumurta)
Demografik Değişkenler	Cinsiyet, Yaş, Gelir, Eğitim, Meslek, Çocuk Sayısı, Medeni Hal, Eş Durumu (Yaş, Gelir, Eğitim, Meslek), Ev Mülkiyet, Evcil Hayvan, İnternet erişimi, Sahip Olunan Eşyalar
Davranışsal Değişkenler	Promosyon Zamanlarında Satın Alma Durumu

3.7. Analizlerin Doğrulaması

Çalışmada kullanılan modelin doğrulaması için veri iki kısma ayrılmıştır. Doğrulama, veri madenciliği modellerinde oldukça önemlidir, uygulanan modelin başarısı için, sadece öğretimde kullanılan verilerin tahmin tekniği tarafından hatırlanmaması gerekmektedir. Önerilen ya da kullanılan modelin başarısının ölçülmesi için tek yöntem budur. Bu doğrulamada ilk şehirdeki müşteri verileri yeni modelin tahmin tekniğinde bilgisayar programının öğretilmesi için kullanılmıştır. İkinci şehirdeki müşteri verileri ise bu öğrenme sonrasında modelin test edilmesi için kullanılmıştır.

Veri tabanı analizinde doğruluğunun saptanması tekniklerin öğrenmesinde kullanılan her bir verinin ayrıştırılması için çok önemlidir (Bellazzi and Zupan, 2008). Çalışmada kullanılan gerçek verinin doğrulanmasında şu yöntemler sıklıkla kullanılmaktadır:

- Çapraz (Cross-fold) doğrulama : Hwang vd. (2004) doğrulama için veri setini 70/30 şeklinde bölmektedir. Veri setinin %70'ini analiz tekniklerinin öğrenmesi için, %30'unu ise doğrulama seti olarak, analiz tekniklerinin öğrenmelerinin test edilmesi için oluşturulur. Bu metot veri değişkenlerinin az olduğu çalışmalarda kullanılmaktadır.
- V-fold doğrulama: Veri seti eşit büyüklükte iki ana veri setine dönüştürülür. İlk veri seti öğretme, diğeri de doğrulamak için kullanılır (Hadden, 2008).
- Farklı veri seti kullanma: Datta vd. (2001) çalışmalarında kendi veri setlerini, lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağaçları teknikleriyle doğrulamışlardır. Buna benzer şekilde Bloemer vd. (2002), Prinzie ve Poel (2004), tamamen farklı bir sektördeki bağımsız bir veri setini kendi çalışmalarını doğrulamak için kullanmışlardır.

Bu araştırmada ise farklı veri seti kullanma ile doğrulama yapılmıştır. Araştırmada analiz etmek için olasılığa dayalı örnekleme türlerinden olan basit tesadüfi örnekleme yöntemiyle seçilmiştir. Bu örnekleme yöntemi müşteri veri setindeki her müşteriye ait verilerinin eşit ve bağımsız seçilme şansı olmasından dolayı kullanılmıştır (Altunışık vd. 2007). Bu veriler, Microsoft Access programında rastgele seç komutuyla seçilmesiyle elde edilmiştir. Verinin alındığı süpermarketin İstanbul şehrindeki müşterilere ait veriler, modelin eğitilmesi için, Ankara şehrindeki müşterilere ait veriler ise eğitilen modelin denenmesinde kullanılmıştır.

3.8. Araştırmanın Güvenirliği ve Geçerliği

Veri madenciliği tekniklerinin kullanıldığı çalışmalarda analizlerin güvenilirlik ve geçerliği, karışıklık matrisi oluşturulması sonrası ortaya çıkan değerler ile ölçülmektedir. Karışıklık Matrisi (Tablo 7), gerçek verilere bakılarak, gerçekleştirilen sınıflandırma modelinin performansını görüntülemek için kullanılmaktadır (Aksu ve Doğan, 2018).

Tablo 7: Karışıklık Matrisi

GERÇEK	TAHMİN EDİLEN		TOPLAM
	POZİTİF	NEGATİF	
POZİTİF	Doğru Pozitif (DP) (tahmin doğru)	Yanlış Negatif (YN) (tahmin yanlış)	GERÇEK POZİTİF SAYISI (TP) DP + YN
NEGATİF	Yanlış Pozitif (YP) (tahmin yanlış)	Doğru Negatif (DN) (tahmin doğru)	GERÇEK NEGATİF SAYISI (TN) YP + DN
TOPLAM	TAHMİN EDİLEN POZİTİF SAYISI DP + YP	TAHMİN EDİLEN NEGATİF SAYISI YN + DN	TOPLAM VERİ SAYISI DP+YP+DN+YN

Bu çalışmada kayıp kabul edilecek müşterilerin ne kadar doğru tahmin edildiği gerçek veriye bakılarak değerlendirildiğinde, modelin geçerliği de sınanmış olacaktır. Yukarıdaki karışıklık matrisi tablosundaki değerleri şu şekilde açıklanabilir. Bir müşteri bölümünün kayıp olabileceğini ele alırsak; tahmin edilen bölümün kayıp olduğu, gerçek veriye bakıldığında doğru olarak görülüyorsa bu Doğru Pozitif (DP) olarak adlandırılır. Veride pozitif, modelde negatif diye tahmin edilmişse buna ise Yanlış Negatif (YN) denilecektir. Aynı şekilde veride negatif olan bir grup, tahminde de negatif olarak bulunursa buna Doğru Negatif (DN), eğer veride negatif modelde pozitif ise buna da Yanlış Pozitif (YP) denilir. Tabloda da görüldüğü gibi doğru ve yanlış tahmin edilen tüm değerlerin toplamı gerçek veri seti sayısına eşittir. Bu matrsten elde edilen sonuçlara göre doğru pozitif oranı, yanlış pozitif oranı, hassasiyet ve Eğri Altındaki Alan (EAA-AUC) değerleri de çeşitli formüllerle bulunarak, modelin geçerliği sınanmaktadır.

Müşteri kayıp yönetimi kapsamında geliştirilen bir modelin geçerliği için kullanılan, *isabet oranı*, *duyarlık* ve *geri çağırma oranı* olarak da adlandırılan *Doğru Pozitif oranı*, modelin veriyi ne kadar doğru olarak tahmin ettiğini gösterir (Aksu ve Doğan, 2018). Bunun için aşağıdaki formül uygulanır.

$$\text{Doğru Pozitif Oranı (Duyarlık)} = \frac{\text{Doğru Pozitif Sayısı (DP)}}{\text{Toplam Pozitif Sayısı (TP)}} \quad (\text{Denklem 4})$$

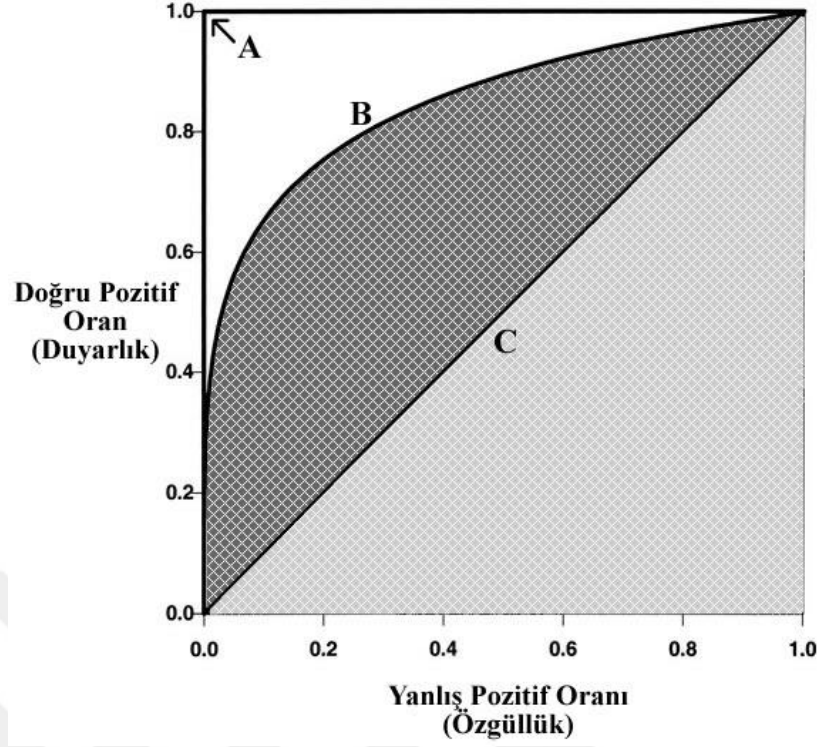
Yanlış pozitif oranı ise gerçekte veride kayıp olmayan fakat modelde kayıp olarak tahmin edilen müşteri bölümlerinin gerçekte kayıp olanlara olan oranı ile bulunur. Formülü;

$$\text{Yanlış Pozitif Oranı} = \frac{\text{Yanlış Pozitif Sayısı (YP)}}{\text{Toplam Negatif Sayısı (TN)}} \quad (\text{Denklem 5})$$

Modelin geçerliğini ölçecek ölçütlerden biri de Alıcı Çalışma Karakteristiği (Receiver Operation Characteristics – ROC) eğrisidir (Aksu ve Doğan, 2018). ROC Eğrisi, tüm olası değerler üzerinden bir sınıflandırıcının performansını karakterize etmek gerçek pozitif oran ve yanlış pozitif oran kullanan grafiksel bir yaklaşımdır (Tan, 2009). Belirli bir sınıfa gözlem atanması eşiği değiştirildiğinde Doğru Pozitif Oranına karşı (x ekseni) karşı Yanlış Pozitif Oranına göre (y ekseni) çizerek oluşturulur. Yanlış pozitif oranı 1’den çıkarıldığında, *Doğru negatif oranı* yani *Özgüllük*, bulunur. *Özgüllük*, gerçek veride negatif, tahminde de negatif olarak bulunan veri sayısının değerini, toplam gerçek negatif sayısına olan oranıdır. Formülü de

$$\text{Doğru Negatif Oranı (Özgüllük)} = \frac{\text{Doğru Negatif Sayısı (DN)}}{\text{Toplam Negatif Sayısı (TN)}} \quad (\text{Denklem 6})$$

Alıcı İşlem Karakteristikleri (ROC) Eğrisi (Şekil 16) altındaki alana, Eğri Altındaki Alan (EAA-AUC) denir. Bir sınıflandırıcının performansını görselleştirmek ve uygun bir karar eşiğine karar vermek için kullanışlı bir araç olan EAA’nın, bir dizi farklı sınıflandırma modelini karşılaştırırken, sınıflandırıcının performansının bir ölçüsü olarak tek bir sayı olarak elde edilmesi arzu edilir ve bu sayı sınıflandırıcının genel doğruluğunun olasılığının tahmini olarak gerçekleşir (Bradley, 1997). Gerçek pozitif oranı (Duyarlık), yanlış pozitif oranının (100-Özgüllük) fonksiyonunda çizilir. ROC eğrisindeki belirli bir karar eşiğine karşılık gelen bir duyarlık / özgüllük çifti temsil eden bu noktalar, sol üst köşeye yaklaştıkça test edilen modelin genel doğruluğu artar (Zweig ve Campbell, 1993). Sınıflandırmayı mükemmel yapabilen bir modelin alan endeksi 1.0 iken, Ayırma gücü hiç olmayan bir model 0.5 alan endeksine sahiptir. Bunun sebebi sınıflandırıcı rasgele tahmin yaptığında 0.5’lik çapraz bir çizgi üreteceği için bu değer ayırıcı olmamaktadır (Fawcett, 2006). Daha yüksek EAA’ ya sahip olan model ya da sınıflandırıcı diğerlerine göre daha iyi bir performans göstermiş olur. Şekil 16’da, varsayımsal A, B ve C noktalarını içeren bir ROC sunulmaktadır. A (EAA=1), sınıflandırıcının tam başarıya ulaştığı, B (EAA=0,75), sınıflandırıcının başarılı olduğu, C (EAA= 0,5) ise sınıflandırıcının ayırıcı olmadığını göstermektedir.



Şekil 16: Alıcı İşlem Karakteristik Eğrisi (ROC)

Veri madenciliği çalışmalarında güvenilirlik için ise doğru sınıflama oranı (accuracy rate) ve Cohen kappa istatistiği kullanılmaktadır. Doğru sınıflama oranı, doğru ya da yanlış pozitif değerlerinin toplamının tüm veri seti sayısına olan oranını ifade eder. Formülü ise;

$$\text{Doğru sınıflandırma oranı} = \frac{\text{Doğru Pozitif} + \text{Doğru Negatif (DP + DN)}}{\text{Toplam Veri Sayısı (DP + YP + DN + YN)}} \quad (\text{Denklem 7})$$

Diğer bir güvenilirlik ölçütü ise modelin aslında ne kadar iyi performans gösterdiğini doğruluk ve boş hata oranına bakan Cohen Kappa ölçütüdür (Cohen, 1960). Kappa değeri -1 ile +1 arasında değerler arasında yer alır. Bu ölçüte göre modeli değerlendiren iki gözlemcinin modeli tamamen zıt değerlendirdiğinde -1 değeri alırken, aynı değerlendirdiğinde +1 değeri alır. Değerin 0 olması ise her iki gözlemci arasındaki görüş uyumunun şansa bağlı olduğunu göstermektedir (Kiliç, 2015). Diğer bir deyişle, doğruluk ve boş hata oranı arasında büyük bir fark varsa, bir modelin yüksek bir Kappa puanı olacaktır.

3.9. Araştırmanın Kısıtları

Araştırmada karşılaşılan en büyük kısıt, perakende sektöründeki firmaların verilerini paylaşmaması, bunun sebebi olarak da şirket hırsızlığı ve gizli bilgileri içermesi

korkusudur. Akademi-sektör arasındaki iletişimsizlikten kaynaklanan bu eksiklik, veri bulma aşamasında hem yüz yüze hem de iletişim araçları denenmesine rağmen giderilememiştir. Sadakat kartı kullanan 5 ayrı süpermarketin müdürü ile yüz yüze görüşme gerçekleştirilmiştir, fakat ilk görüşmede gizlilik ilkesi sebebiyle talebimiz reddedilmiştir. Eposta ve LinkedIn sitesi yoluyla da Türkiye’deki uzak şehirlerdeki büyük süpermarket zincirleri yöneticilerine ulaşılma istenmiş ama sonuç alınamamıştır. Çalışmada kullanılan veri seti ise özel ilişkilerle ve ısrar ile özel izin altında, firma ismi kullanılmadan, hiçbir koşulda firmayı ortaya çıkaracak bilgi içermeyecek ve yorumlanmayacak ve sınırlı sayıda olacak şekilde müşteri verisi elde edilebilmiştir. Yine de elde edilen veri, literatürdeki çalışmalara göre oldukça güçlü bir veri setidir.

Çalışmadaki bir diğer kısıt, çalışmada kullanılmak istenen veri setindeki talep edilen bilgilerin bulunmayışdır. Firmada indirim zamanları, kampanya süreleri, ödeme türleri gibi veriler gizlilik nedeniyle temin edilememiştir. Süpermarket sektöründe indirim ve kampanyaların etkili olduğu düşünülürse bu çalışma bu kavramları içermeyen ampirik bir çalışma olarak kalmaktadır. Müşterilerin ödeme şekilleri, tüm ürün grupları, varsa şikayetler ve önerileri ve daha geniş bir veri seti düşünülmüş, fakat az önce bahsedilen ilk kısıt sebebiyle elde edilememiştir.

Çalışmadaki bir diğer kısıt, literatürde de hala genel ve sektörel bazda kabul edilmiş bir kayıp olma zamanının belirlenmemiş olmasıdır. Müşteri kaybı ile ilgili çalışmalarda, bir müşterinin ardışık olarak kaç dönem alışveriş yapmadığında veya belirlenmiş bir harcama miktarının altında kayıp sayılacağı konusunda farklı süreler belirtilmiştir. Perakende sektöründe yapılan kayıp olma süresinin ardışık 3 dönem olduğunu (Braun ve Schweidel, 2011; Burez ve Poel, 2008; Ha, 2007; Oliveira, 2012), 2 dönem olduğunu (Ascarza ve Hardie, 2012; Ballings ve Poel, 2012), telekomünikasyon sektöründe müşterinin kayıp sayılması için bu sürenin 3 dönem olduğu (Ahn vd., 2006; Chen vd., 2012; Hadden, 2008), bankacılık sektöründe de 3 dönem olduğu (Chitra ve Subashini, 2011; Haenlein vd., 2007; Lee vd., 2011; Prasad, 2012) görülmektedir. Sektörler farklı olsa da genel olarak kabul edilen kayıp olma süresi ardışık olarak 3 dönemdir. Bahsedilen çalışmalarda her bir dönem 3 aylık süreyi kapsamaktadır. Bu çalışmada da bu süre 3 dönem olarak kullanılmıştır. Yani ardışık olarak 9 aylık süre kayıp/kayıp olamama durumu için kullanılmıştır. Bu sebeple ilk 24 aylık dönemin haricindeki 9 aylık dönem kaybın gerçekleştiği ya da gerçekleşmediği zaman dilimi olarak kullanılmıştır.

Veriler, 2013 Ocak - 2015 Eylül arasındaki 33 aylık veriyi içermektedir. Verilerin geçmiş tarihe ait olmasının sebebi veri güvenliği ve güncel verilerin ifşa olması endişesinden kaynaklanmaktadır. Yine de verilerin simülasyon verisi olmayıp gerçek müşteri verisi olması, bu çalışmanın perakende sektörüne olan önermelerini ve analiz sonuçlarını değerli olmasını sağlamaktadır.



BÖLÜM 4. VERİ ANALİZLERİ VE BULGULAR

Çalışmanın bu bölümü iki ana başlıkta ele alınmaktadır. Birinci kısımda öncelikle çalışmada kullanılan temel analizler yer verilmektedir. Burada, çalışmada kullanılan süpermarket verisine ait müşteri bilgileri açıklayıcı olarak sunulmuştur. Daha sonra, çalışmada önerilen araştırma modeli ve literatürde kullanılan diğer modeller tahmin teknikleri ile uygulanıp ortaya çıkan tahmin sonuçları ve sınıflandırma performansları tablo ve grafiklerle gösterilmektedir.

İkinci kısımda ise hem sadece RFM'nin yer aldığı önerilen model hem de literatürdeki diğer modeller ile kaç dönemlik verinin daha iyi tahmin yapabildiği varsayımına dayanan ikinci analiz sonuçları karşılaştırılmaktadır. Sınıflandırma ve isabet (başarım) performanslarını içeren ve Karışıklık Matrisi ile Duyarlık ve Özgüllük analizlerini içeren tahmin performansları da verilmektedir. Çalışmanın güvenilirlik ve geçerliliği daha önce de belirtildiği gibi iki farklı şehirden elde edilen verinin aynı modeller ile uygulanmasını içeren Farklı Veri Kullanma yöntemiyle gerçekleştirilmiştir. Buradaki amaç, aynı model ve sınıflandırma yöntemlerinin farklı veri setlerinde benzer sonuçlar ve benzer çıkarımlar sunacağı düşüncesiyle modelin geçerlik ve güvenilirlik testini gerçekleştirmektir.

4.1. Müşteri Tahminine Yönelik Analizler

4.1.1. Müşterilerin Demografik Bilgileri

Üçüncü bölümde, müşteri verileri, perakende sektöründe faaliyet gösteren süpermarket veritabanından rasgele seçimle elde edilmiştir. Her bir müşteriye ait sekiz ayrı ürün kategorisinden yaptıkları alışveriş tutarları, alışveriş tarihleri veri setinde bulunmaktadır. Daha önce de bahsedildiği gibi müşteriler ulusal bir süpermarketin ülkedeki en büyük iki büyükşehir olan İstanbul ve Ankara'daki müşterilerinden oluşmaktadır. Müşterilerin %55,7'si erkek ve %44,3'ü de kadın olan bu veride medeni hal olarak da erkeklerin %61,41'i, kadınların %56,12'si evli olduğu görülmüştür. Bekar olan erkeklerin oranları sırasıyla %38,59, bekar olan kadınların oranları ise %43,88 olarak görülmektedir. Müşterilerin çalışma durumlarına bakıldığında erkeklerin çok büyük oranının (%82,66) tam zamanlı bir işte çalıştığı, kadınlarda ise bu oranın genel çalışma durumlarına göre yarı yarıya olduğu (%49,14) görülmüştür. Müşteriler içinde işsiz ve öğrenci olanların hem erkek (%1,89 - %1,75) hem de kadın (%2,05 - %1,69) müşterilerde düşük oranlarda olduğu görülmüştür. Erkeklerde esnaf olanların (%32,67), yönetici olanların (%16,93)

ve işçi statüsündekilerin (%11,65) meslek grubu içinde çoğunluğu (%61,25) oluşturmaktadır. Kadınlarda meslek gruplarında esnaf olanlar (%36,55), kamuda çalışanlar (%21,33) ve uzman statüsünde (%13,23) olanların meslek grupları içinde çoğunluğu (%71,11) oluşturmaktadır.

Müşterilerin eğitim düzeylerine baktığımızda erkeklerde lise (%26,93) ve önlisans (%23,94) mezunlarının en fazla olduğu buna karşın yükseköğrenim yapanların oranının (%5,45) ise en az olduğu bulunmuştur. Kadınlardaki eğitim durumuna bakıldığında, yine erkeklerde olduğu gibi lise (%37,48) ve önlisans (%31,75) mezunlarının en fazla olduğu, yükseköğrenim (%3,55) mezunlarının ise en az olduğu görülmüştür.

Müşterilerin ailelerinin yıllık toplam gelir miktarları incelendiğinde, yıllık 30001-40000 TL ile başlayıp 70001-80000 TL arası geliri olan beş grup birbirine yakın oranlara sahiptir ve %62,4'ü ile çoğunluğu oluşturmaktadır. En az yıllık gelire sahip müşteri grubu ise yıllık 0-20000 TL (%3,4), 120001-130000 TL (%2,3), 130001-140000 TL (%1,1) ile 140001 – ve üstü (%0,8) olarak görülmektedir.

Müşterilerin ikamet ettikleri evlerin durumu incelendiğinde ev sahibi olanların çoğunluğu (%76,6) dikkat çekmektedir. Müşterilerin %22,5'i hala kirada oturmakta, %0,9 ise kira vermeden (aile evi, akraba evi, hibe ev vb.) ikamet etmektedir.

Müşterilerin yaş bilgileri belirli bir kategori dahilinde alınmamış olup, müşteri bilgilerinde doğum tarihleri esas alınarak hesaplanmıştır. Demografik bilgileri içeren analizde verinin aktarıldığı tarih olan 2013 yılına göre yaş hesaplanmıştır.

Çalışmada kullanılan müşterilere ait demografik bilgiler aşağıda Tablo 8'de sunulmuştur.

Tablo 8: Tüm Müşterilerin Demografik Bilgileri

Veri tanımı		Erkek	Kadın		
		Frekans	Yüzde	Frekans	Yüzde
Cinsiyet	Erkek (2) veya Kadın (1)	5941	55,7	4731	44,3
Medeni Hal	Evli	3648	61,41	2655	56,12
	Bekar	2293	38,59	2076	43,88
Çalışma Durumu	Tam zamanlı	4912	82,68	2325	49,14
	Yarı zamanlı	147	2,47	754	15,94
	Emekli (çalışıyor)	82	1,38	43	0,91
	İşsiz	112	1,89	97	2,05
	Öğrenci veya engelli	104	1,75	80	1,69
	Kendi işi	5	0,08	969	20,48
	Emekli (Çalışmıyor)	579	9,75	463	9,79
Meslek	Serbest (Esnaf)	1941	32,67	1729	36,55
	İşçi	692	11,65	134	2,83
	Serbest (Usta)	542	9,12	55	1,16
	Kamu memur (alt kademe)	77	1,3	43	0,91
	Hizmetli	152	2,56	425	8,98
	Masa başı (kamu-hizmet)	370	6,23	1009	21,33
	Satış uzmanı	490	8,25	282	5,96
	Uzman	505	8,5	626	13,23
	Mühendis	166	2,79	138	2,92
	Yönetici	1006	16,93	290	6,13
	Yok	1184	19,93	204	4,31
	İlkokul ve ortaöğretim	411	6,92	258	5,45
Eğitim	Lise	1600	26,93	1773	37,48
	Önlisans	1422	23,94	1502	31,75
	Lisans	1000	16,83	826	17,46
	Yükseköğrenim	324	5,45	168	3,55
		Frekans	Yüzde		
Ailenin Toplam Yıllık Geliri	0-20.000 TL	356	3,4		
	20.001-30.000 TL	809	7,6		
	30.001-40.000 TL	1211	11,3		
	40.001-50.000 TL	1340	12,3		
	50.001-60.000 TL	1562	14,6		
	60.001-70.000 TL	1406	13,2		
	70.001-80.000 TL	1173	11,0		
	80.001-90.000 TL	870	8,2		
	90.001-100.000 TL	626	5,9		
	100.001-110.000 TL	398	3,7		
	110.001-120.000 TL	484	4,5		
	120.001-130.000 TL	243	2,3		
	130.001-140.000 TL	113	1,1		
	140.001 ve üstü	81	0,8		
İkamet Durumu	Mülk sahibi	8171	76,6		
	Kira	2401	22,5		
	Diğer (Akraba, Hibe)	100	0,9		
TOPLAM		10672	100		

4.1.2. Müşterilerin Alışveriş Hareketliliklerine Ait Bilgiler

Veri tabanından yer alan ürünlere ait bilgiler baharat, çerez, kahvaltılık, konserve, soslar, şarküteri, temizlik ve yağlar olmak üzere sekiz temel ürün kategorisi olacak şekilde saklanmış ve her bir ürün grubuna ait müşteri alışveriş hareketlilikleri bu kayıtlara uygun

olarak kaydedilmiştir. Aşağıdaki Tablo 9’da İstanbul şehrinde baharat ürün kategorisinde yer alan müşterilere ait kayıtlar örneği, MS Excel programında düzenlenmiş olarak yer almaktadır. Görüldüğü gibi bazı müşterilerin baharat ürün kategorisinde farklı dönemlere ait çok sayıda kaydı bulunurken, bazı müşterilerin ise genel olarak iki veya daha az bu ürün kategorisinden alışveriş yaptığı gözlemlenebilmektedir.

Tablo 9: Dönemsel Olarak Baharat Kategorisi İçin Tutulan Müşteri Kayıtları Örneği

musteri	donemad	harcama tutarı (TL)
I_00024	D1	16,9
I_00024	D2	9,9
I_00024	D8	5,7
I_00024	D8	29,7
I_00024	D8	7,9
I_00024	D10	9,6
I_00024	D11	15,9
I_00024	D11	7,9
I_00081	D2	15,9
I_00081	D3	19,9
I_00081	D6	9,9
I_00081	D8	8,7
I_00107	D3	9,9
I_00107	D4	19,9

Kısaltmalar: donemad = Kaçınıcı Dönem Olduğu

Her dönemde, tüm ürün kategorilerine yapılan harcamalar sırasıyla müşteriler ile eşleştirilmiş bu şekilde müşterilere ait ürün kategorisindeki harcamalar MS Excel’de düzenlenmiştir.

Aşağıda İstanbul’daki müşterilerin birinci dönemde (D1) 8 ayrı kategoride ne kadar harcama yaptıkları Tablo 10’da örnek olarak sunulmaktadır.

Tablo 10: Birinci Döneme Ait Müşterilerin Tüm Ürün Kategorilerindeki Harcama Kayıtları Örneği

musteri	ist baharat D1	ist yağlar D1	ist çerez D1	ist kahvaltı D1	ist konserve D1	ist şarkuteri D1	ist sos D1	ist temizlik D1
I_11435	15,9	8,9	15,9	12,9	12,9	0	10,9	0
I_19271	64,9	17,5	64,9	0	13,9	29,4	0	0
I_30278	8,9	7	8,9	16,5	12,9	13,9	0	23,4
I_47959	5,7	6,9	5,7	0	12,9	0	0	0
I_55408	15	16,9	15	0	U,2	0	0	23,4
I_57503	15,5	U,9	15,5	16,5	15,9	0	18,9	23,4
I_60374	9,7	17,9	9,7	0	12,9	0	0	0
I_61166	13,7	18,9	13,7	0	20,7	7,8	14,6	0

Kısaltmalar: ist baharat D1 = İstanbul şehrinde Dönem 1’de Baharat Ürün Kategorisinde Yapılan Harcama Tutarı, Diğer kısaltmalarda sadece ürün kategorisi değişmektedir.

Örnek tabloya ek olarak, ürün kategorilerinin yanı sıra, müşterilerin bu harcamaları en son ne zaman yaptıkları, bu harcamaların yapıldığı alışveriş sayıları, MS Excel’de düzenlenmiştir. Hem İstanbul hem de Ankara müşterileri için ayrı MS Excel dosyası oluşturulmuş ve bu şekilde her iki dosyada da dönemler ve alışveriş bilgilerine yer verilmiştir.

Müşterilere ait demografik bilgiler de bu dosyalara değişken olarak eklenmiştir. Bu şekilde bir müşterinin tüm dönemlere ait kayıtları ve demografik bilgileri bir arada analiz edilerek, tahmin modellerinde kullanılmıştır.

4.1.3. Müşteri RFM Değerlerinin Normalleştirilmesi

Müşterilerin RFM değerleri birinci aydan dokuzuncu aya kadar yukarıda da belirtildiği şekilde birleştirildikten sonra Lojistik Regresyon, C5.0 ve Yapay Sinir Ağları analizlerinin yapılabilmesi için her bir RFM değerinin öncelikle normalleştirilmesi gerekir. Sınıflandırma ve Kümeleme çalışmalarında, lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağaçları gibi tekniklerde normalleştirme gereklidir (Doğra, 2010).

Normalleştirme ile veri setindeki tüm değerler 0-1 arasına dönüştürülerek, veriler tek bir düzen içerisinde ele alınır ve ölçülecek veri setindeki istatistiksel hatalar izole edilir. Normalleştirme için aşağıdaki formülün kullanıldığı daha önce belirtilmişti (Changchien ve Lu, 2001).

$$\text{NormalD} = \frac{D - \text{MinD}}{\text{MaxD} - \text{MinD}} \quad (\text{Denklem 3})$$

Yukarıda yer alan normalleştirme formülünde;

NormalD= kayıtlar içindeki veriye ait R, F ya da M değerlerinden birine ait yeni normalleştirilmiş değer

MaxD= R, F ya da M’nin en yüksek değeridir.

MinD= R, F ya da M’nin en düşük değerleridir.

D= herhangi bir müşterinin R, F ya da M değeridir.

Bu şekilde müşterilere ait tüm değerler normalleştirilmiştir.

Tablo 11’de, her müşteriye ait 5 dönemdeki RFM değerleri normalleştirilmiş halleri görülmektedir. RFM değerleri 0 ve 1 aralığında değişmektedir. 0 olması o müşterinin o dönemde alışveriş yapmadığını, dolayısıyla RFM değerlerinin bulunmadığını gösterir.

Değerlerin normalleştirilmesinden sonra bu değerlerin ortalama değerlerine göre düşük-yüksek olup olmadığını belirlemek için önce bu ortalama değerlerinin hesaplamaları yapılacaktır.

Tablo 11: Normalleştirilmiş RFM Değerleri Örneği

musteri	M1	F1	M1	R2	F2	M2	R3	F3	M3	R4	F4	M4	R5	F5	M5
A_00032	0,87	0,13	0,02	0,93	0,21	0,25	0,97	0,38	0,28	0,9	0,19	0,11	1	0,37	0,27
A_00040	0	0	0	0,18	0,08	0,06	0	0	0	0,3	0,19	0,16	0,16	0,11	0,14
A_00057	0	0	0	0,43	0,08	0,12	0,97	0,13	0,09	0,2	0,29	0,18	0,71	0,07	0,04
A_00073	0,94	0,13	0,14	0,46	0,33	0,45	0,58	0,13	0,18	0,47	0,19	0,26	0,55	0,07	0,08
A_00099	0,87	0,13	0,08	0,86	0,21	0,14	0,97	0,29	0,21	0,67	0,14	0,09	0,9	0,15	0,1
A_00107	0	0	0	0,82	0,33	0,4	0,94	0,54	0,51	0,9	0,43	0,41	0,81	0,3	0,3
A_00115	0,87	0,25	0,07	0,93	0,29	0,31	0,97	0,33	0,38	0,93	0,33	0,25	0,94	0,15	0,12
A_00123	0	0	0	0,89	0,08	0,04	0,32	0,04	0,02	0,87	0,05	0,03	0,81	0,11	0,07
A_00131	0	0	0	0,07	0,08	0,07	0,97	0,25	0,28	0,9	0,19	0,12	0,94	0,33	0,25
A_00149	0	0	0	0,57	0,13	0,15	0,97	0,42	0,41	0,9	0,19	0,16	0,61	0,3	0,18
A_00156	1	0,25	0,09	1	0,21	0,17	0,9	0,42	0,36	0,83	0,48	0,26	0,74	0,33	0,21
A_00172	0,9	0,13	0,03	0,64	0,13	0,13	0,97	0,08	0,07	0,03	0,05	0,03	0,19	0,11	0,08
A_00180	0,9	0,25	0,26	0,79	0,25	0,44	0,81	0,29	0,27	0,5	0,24	0,16	1	0,19	0,31
A_00198	0	0	0	0,71	0,13	0,11	0,94	0,04	0,02	0,87	0,14	0,11	0,84	0,04	0,04
A_00206	0,87	0,13	0,1	0	0	0	0,45	0,04	0,02	0,27	0,05	0,05	0,97	0,07	0,06
A_00214	0	0	0	0,39	0,13	0,09	0,68	0,25	0,18	0	0	0	0,77	0,11	0,08

4.1.4. Ortalama (Eşik) Değerlerinin Belirlenmesi

Çalışmanın ilk akademik katkı olarak düşünülen kısmında uzman görüşü temeline dayalı RFM değerleri için yeni bir ortalama (eşik) değer ile sınıflandırma yapılacağı belirtmişti. Eşik değerleri ile müşterilerin dönem içinde aldıkları RFM değerleri yüksek-düşük değerleri kapsamında değiştirilecek ve sınıflandırılacak ve literatürdeki diğer çalışmalar (Ha, 2007; Maraghi vd., 2020; Maulani vd., 2018; Vanessa ve Japutra, 2018) gibi sekiz farklı sınıf ortaya çıkacaktır. Literatürde sıklıkla kullanılan her bir döneme ait standart ortalama ile belirlenen RFM sınıfları ve yine aynı şekilde her bir döneme ait en yakın küme (KNN) yöntemi veya Kohonen olarak da özdüzenleyici haritalar (Self Organizing Maps, SOM) yöntemi ile elde edilen ortalamalara göre belirlenen RFM sınıfları kullanılmıştır. Bu çalışmada da üçüncü bir öneri olarak uzman görüşüne başvurulmuş ve elde edilen görüşleri AHP ile çözümleyip yeni bir ortalama değerine göre RFM sınıfları elde edilmiştir.

RFM sınıfları ve bu sınıfların müşteri kaybı çalışmalarına göre müşteri profil açıklamaları aşağıdaki Tablo 12’de verilmiştir.

Bu tabloya göre firmaya en yakın zamanda uğrayan (Son Geliş Düşük), belirli dönemde sıkça alışveriş yapan (Sıklık Yüksek) ve belirli dönemde toplam tutarda çok harcama

yapan (Harcama Yüksek) müşteri, en değerli müşteri sınıfına dahil edilmektedir. Ancak firmadan belirli dönem içinde en son alışveriş zamanı çok önce olan, aynı dönemde alışveriş sıklığı düşük olan ve bu dönemdeki alışveriş harcama tutarı eşik değerinden düşük olan müşteri de kayıp müşteri olarak kabul edilir.

Tablo 12: RFM Sınıfları ve Müşteri Profil Açıklamaları

Sınıflar	Son (Recency)	Geliş (Frequency)	Harcama (Monetary)	Müşteri Profili
1	Düşük (Rd)	Yüksek (Fy)	Yüksek (My)	En Değerli Müşteri
2	Düşük (Rd)	Yüksek (Fy)	Düşük (Md)	Sadık ama Kârsız Müşteri
3	Düşük (Rd)	Düşük (Fd)	Yüksek (My)	Toptan Alıcı
4	Düşük (Rd)	Düşük (Fd)	Düşük (Md)	İlk Kez Gelen
5	Yüksek (Ry)	Yüksek (Fy)	Yüksek (My)	Değerli ama Kayıp Sayılan Müşteri
6	Yüksek (Ry)	Yüksek (Fy)	Düşük (Md)	Kârsız, İndirim Kovalayan ve Kayıp Sayılan Müşteri
7	Yüksek (Ry)	Düşük (Fd)	Yüksek (My)	Toptan Alıcı ama Potansiyel Sadık Müşteri
8	Yüksek (Ry)	Düşük (Fd)	Düşük (Md)	Kayıp Müşteri

Kaynak (Uyarılma): Dursun, A. & Caber, M. (2016). Using data mining techniques for profiling profitable hotel customers: An application of RFM analysis. *Tourism Management Perspectives*, 18, s. 158; Ha, S. H. (2007). Applying knowledge engineering techniques to customer analysis in the service industry. *Advanced Engineering Informatics*, 21(3), s. 297.

Aşağıda bu işlemlerin nasıl gerçekleştirildiği gösterilecektir.

Standart (Aritmetik) Ortalama ile RFM sınıfları belirleme süreci

Tablo 13'te bir müşterinin her dönemdeki RFM değerlerinin normalleştirilmiş hali verilmiştir. Standart ortalama, RFM değerlerinin normalleştirilmiş değerlerinin yer aldığı veri setinde her bir sütundaki değerlerin aritmetik ortalamasının alınmasıyla gerçekleştirilir. Bu süreç için MS Excel programı kullanılmıştır. Aşağıdaki şekilde, verinin sadece dört dönemlik kısmında görüleceği gibi her döneme ait RFM değerlerinin ortalamaları alt satırda verilmiştir. Örneğin, I_00016 kod numarasına sahip olan müşterinin normalleştirilmiş R1 değeri 0,968 olarak gözükmektedir. R1 sütunundaki aritmetik ortalama değeri olan 0,949'dan yüksek olduğundan dolayı Ry (R yüksek) olarak değerlendirilir. Aynı müşterinin F1 değeri olan 0,143, ortalama F1 değeri 0,304'ten küçük olduğu için Fd (F düşük) olarak değerlendirilir. Müşterinin M1 değeri 0,087, ortalama değer 0,226'dan küçük olduğu için de Md (M düşük) olacaktır. Böylelikle I_00016 kod numaralı müşterinin birinci dönemdeki sınıfı RyFdMd olarak ortaya çıkmaktadır.

Tablo 13: Normalleştirilmiş RFM değerleri ve Standart Ortalama Değerleri

musteri	R1	F1	M1	R2	F2	M2	R3	F3	M3	R4	F4	M4
I_00016	0,97	0,14	0,09	0,14	0,04	0,06	0,84	0,1	0,05	0,9	0,16	0,13
I_00024	0,97	0,43	0,26	0,93	0,35	0,24	0,48	0,29	0,09	0,37	0,47	0,28
I_00032	0,97	0,14	0,06	0,75	0,13	0,12	0,68	0,1	0,04	0,1	0,05	0,04
I_00057	0	0	0	0,79	0,13	0,13	0,74	0,19	0,06	0,13	0,05	0,01
I_00065	0	0	0	0,75	0,22	0,15	0,94	0,19	0,06	0,93	0,16	0,1
I_00081	0	0	0	0,43	0,26	0,2	0,97	0,19	0,06	0,53	0,11	0,04
I_00107	0	0	0	0	0	0	0,58	0,05	0,01	0,97	0,37	0,31
I_00115	0	0	0	0	0	0	0,94	0,1	0,06	0	0	0
I_00123	0,97	0,29	0,2	0,89	0,26	0,21	0,97	0,38	0,14	0,9	0,37	0,32
I_00131	0	0	0	0,71	0,35	0,23	0,9	0,05	0,16	0,9	0,05	0,3
I_00164	1	0,14	0,13	1	0,22	0,17	0,9	0,19	0,07	0,83	0,32	0,17
I_00172	0	0	0	0,89	0,04	0,02	0,97	0,14	0,05	0,67	0,05	0,03
I_00180	0	0	0	0,14	0,09	0,07	0	0	0	0	0	0
	R1	F1	M1	R2	F2	M2	R3	F3	M3	R4	F4	M4
Std, Ortalama	0,95	0,3	0,23	0,71	0,23	0,19	0,76	0,23	0,17	0,74	0,28	0,19

Tablo 14’te ise müşterilerin her bir döneme ait RFM değerleri ortalamalarına göre durumları verilmektedir.

Tablo 14: Standart Ortalamaya Göre Müşterilerin Aldığı Değerler

musteri	R1	F1	M1	R2	F2	M2	R3	F3	M3	R4	F4	M4
I_00016	Ry	Fd	Md	Rd	Fd	Md	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md
I_00024	Ry	Fh	My	Ry	Fh	My	Rd	Fh	Md	Rd	Fh	My
I_00032	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md	Rd	Fd	Md	Rd	Fd	Md
I_00057	0	0	0	Ry	Fd	Md	Rd	Fd	Md	Rd	Fd	Md
I_00065	0	0	0	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md
I_00081	0	0	0	Rd	Fh	My	Ry	Fd	Md	Rd	Fd	Md
I_00107	0	0	0	0	0	0	Rd	Fd	Md	Ry	Fh	My
I_00115	0	0	0	0	0	0	Ry	Fd	Md	0	0	0
I_00123	Ry	Fd	Md	Ry	Fh	My	Ry	Fh	Md	Ry	Fh	My
I_00131	0	0	0	Ry	Fh	My	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	My
I_00164	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md	Ry	Fh	Md
I_00172	0	0	0	Ry	Fd	Md	Ry	Fd	Md	Rd	Fd	Md
I_00180	0	0	0	Rd	Fd	Md	0	0	0	0	0	0

Tablo 14'te görülen her bir döneme ait RFM değerleri yine MS Excel'de birleştirilerek Tablo 15'teki görünüm elde edilmiştir.

Tablo 15: Müşterilerin Dönemlere Göre Birleştirilmiş RFM Durumları

musteri	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9
I_00016	RyFdMd	RdFdMd	RyFdMd	RyFdMd	RdFdMd	RyFyMd	RyFdMd	RdFdMd	RdFdMd
I_00024	RyFyMy	RyFyMy	RdFyMd	RdFyMy	RdFyMy	RyFyMd	RyFyMd	RyFyMd	RdFyMy
I_00032	RyFdMd	RyFdMd	RdFdMd	RdFdMd	RdFdMd	RyFyMd	RyFdMd	RyFyMy	RdFdMd
I_00057	0	RyFdMd	RdFdMd	RdFdMd	RyFdMd	RyFyMd	RdFyMd	RyFdMd	RyFdMd
I_00065	0	RyFdMd	RyFdMd	RyFdMd	RyFdMd	RyFyMd	RyFdMy	RdFdMd	RyFyMy
I_00081	0	RdFyMy	RyFdMd	RdFdMd	RyFdMd	RyFyMd	RyFdMd	RyFyMd	RyFyMd
I_00107	0	0	RdFdMd	RyFyMy	RdFdMd	RyFdMd	RyFyMd	RdFdMd	RyFdMd
I_00115	0	0	RyFdMd	0	0	RdFdMd	RdFdMd	0	0
I_00123	RyFdMd	RyFyMy	RyFyMd	RyFyMy	RyFyMy	RyFyMd	RyFyMy	RyFdMd	RdFyMy
I_00131	0	RyFyMy	RyFdMd	RyRMy	RyFyMd	RyFdMd	RyFyMd	RyFyMd	RyFyMy
I_00164	RyFdMd	RyFdMd	RyFdMd	RyFyMd	RyFyMy	RyFyMd	RyFyMd	RdFdMd	RyFdMd
I_00172	0	RyFdMd	RyFdMd	RdFdMd	RyFdMd	RyFyMd	RdFdMd	RdFdMd	RdFdMd
I_00180	0	RdFdMd	0	0	0	0	0	0	RdFdMd

Tabloda tüm müşterilerin dönemlere göre hangi sınıfa dahil oldukları görülmektedir. Bu aşamadan sonra ise IBM Modeler 14.1 programında dönemlere ait sınıfların tahmini yapılmadan önce her bir sınıf değerinin bir harf ile gösterilmesi sağlanarak analizin yorumlanması açısından kolaylık oluşturacaktır. Aşağıdaki Tablo 16'da bu dönüşüm ile ilgili bilgiler yer almaktadır.

Tablo 16: RFM Sınıflarının Harf Dönüşümü

Sınıflar	Yeni Atanan Harf Değeri	Kabul Edilen Müşteri Sınıfı
RdFyMy	A	En Değerli Müşteri
RdFyMd	B	Sadık ama Kârsız Müşteri
RdFdMy	C	Toptan Alıcı
RdFdMd	D	İlk Kez Gelen
RyFyMy	E	Değerli ama Kayıp Sayılan Müşteri
RyFyMd	F	Kârsız, İndirim Kovalayan ve Kayıp Sayılan Müşteri
RyFdMy	G	Toptan Alıcı ama Potansiyel Sadık Müşteri
RyFdMd	H	Kayıp Müşteri

Kaynak (Uyarılma) : Dursun, A. & Caber, M. (2016). Using data mining techniques for profiling profitable hotel customers: An application of RFM analysis. *Tourism Management Perspectives*, 18, s. 158; Ha, S. H. (2007). Applying knowledge engineering techniques to customer analysis in the service industry. *Advanced Engineering Informatics*, 21(3), s. 297.

Tablo 16'da gösterilen dönüşüm yapıldığında analiz öncesi son görünüm aşağıdaki Tablo 17'deki gibi olacaktır.

Analizin yapılmasından önce son aşama ise Tablo 17'de sunulduğu gibi oluşturulan müşteri verilerinde, hangi müşterinin firma için kayıp kabul edildiği, hangilerinin ise kayıp kabul edilmediğine ait durum bilgisi eklenmiştir. Bu Modeler programında hedef (target) olarak belirlenmiştir. Burada amaç kayıp olan bir müşterinin geçmiş verilerine

bakılarak nasıl bir yol izlediğini tespit etmektir. Son üç dönem alışveriş yapmayan müşterilerin kayıp olarak sayıldığı daha önce ifade edilmiştir (Ballings ve Poel, 2012; Buckinx ve Poel, 2005; Casabayó vd., 2004; Ha, 2007; Hadden, 2008; Miguéis vd., 2012).

Tablo 17: Müşterilere Ait Harf Dönüşümü Yapılmış Sınıf Değerleri

musteri	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11
I_00016	D	H	D	D	H	B	D	H	H	H	A
I_00024	A	A	F	E	E	B	B	B	E	E	C
I_00032	D	D	H	H	H	B	D	A	H	A	E
I_00057	0	D	H	H	D	B	F	D	D	D	D
I_00065	0	D	D	D	D	B	C	H	A	F	D
I_00081	0	E	D	H	D	B	D	B	B	H	D
I_00107	0	0	H	A	H	D	B	H	D	H	H
I_00115	0	0	D	0	0	H	H	0	0	0	0
I_00123	D	A	B	A	A	B	A	D	E	A	B
I_00131	0	A	D	C	B	D	B	B	A	B	C
I_00164	D	D	D	B	A	B	B	H	D	D	H
I_00172	0	D	D	H	D	B	H	H	H	H	D
I_00180	0	H	0	0	0	0	0	0	H	H	0

Tablo 18’de müşterilerin verilerine bakarak hangilerinin kayıp olarak görüldüğü (K) hangilerinin ise kayıp olarak görülmediği (KD), tablonun sağında DURUM adlı bir sütun eklenerek belirtilmiştir. Üç veya daha fazla dönem boyunca alışveriş yapmayan müşteriler, kayıp müşteri olarak (K) ile gösterilmiştir. I_10734 kod numaralı müşteri D8, D9, D10 ve D11 olmak üzere 4 dönem gelmediği için, I_10759 kod numaralı müşteri de son üç dönem alışveriş yapmadığı için K kabul edilmiştir. I_11237 kod numaralı müşteri ise altı dönem boyunca gelmediği için yine K olarak belirlenmiştir. Üç dönem boyunca sıralı olarak alışveriş yapmayan müşterilerin dışında kalan müşteriler ise KD yani Kayıp Değil olarak belirtilmiştir.

Tablo 18: Müşterilerin Kayıp/Kayıp Olmama Durumu

musteri	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	DURUM
Ist_10734	0	0	B	0	B	D	B	0	0	0	0	K
I_10759	0	A	B	C	0	B	A	E	0	0	0	K
I_10882	0	C	A	A	A	B	A	D	0	0	0	K
I_10957	A	B	D	B	D	B	B	H	0	0	0	K
I_11112	0	A	A	0	D	B	B	A	0	0	0	K
I_11237	0	A	B	0	H	0	0	0	0	0	0	K
I_11500	A	A	0	D	A	B	0	0	0	0	0	K
I_00636	0	A	B	A	C	B	B	A	A	A	C	KD
I_00750	0	C	B	A	A	B	A	B	A	A	A	KD
I_00768	A	A	A	B	A	D	B	D	A	A	B	KD
I_00875	A	A	B	A	A	B	D	A	C	A	A	KD
I_00883	A	H	B	B	D	B	0	H	D	D	A	KD

İstanbul ve Ankara’daki müşterilerin tüm kayıtları bu yöntemle tahmin tekniklerinde kullanılmak üzere analize hazır hale getirilmiştir.

Kohonen Kümeleme Yöntemi ile Ortalama Değeri ve RFM Sınıfları Belirleme Süreci

Tahminlemede, denetimsiz olarak yani sınıf sayısının kümeleme öncesi belirlenmediği yöntemde, Kohonen ağırları (Özdüzenleyici Haritalar, SOM), bağımsız değişkenlerin bulunduğu kümede örüntülerin bulunmasını ve kendi içinde bu örüntülere yakın gözlemlerin gruplandırılmasını sağlar (Oğuzlar, 2005). Literatüre bakıldığında Kohonen ağırları kullanan çalışmalarda denetimsiz yöntem yerine kümelerin önceden belirlendiği denetimli kümeleme yapılmıştır. Ha (2007), çalışmasında kümeleme ile veri setinde 9 küme bulmuştur ve buna göre sınıf atamaları yapmıştır. Liu ve Shih (2005), ise RFM düşük-yüksek yönteminde oluşan sekiz sınıfa benzer olarak, veri setini kümelemeden önce sınıf sayısını sekiz olarak belirlemiştir. Küme sayısı 8 olarak belirlendikten sonra verileri bu sekiz kümeye göre kümeleme yapmıştır. Çalışmamızda ise Kohonen ağırları uygulandıktan sonra hem İstanbul şehri verileri hem de Ankara şehri verileri 9 ayrı kümeye ayrılmıştır. Her iki şehre ait kümeler ve sahip oldukları müşteri sayıları aşağıda Tablo 19’da gösterilmektedir.

Tablo 19: İstanbul ve Ankara Verileri Küme Sayıları ve Kümelere Üye Olan Müşteri Sayıları

Küme	İstanbul		Ankara
	Küme Üye Sayısı		Küme Üye Sayısı
1	792		618
2	282		220
3	834		650
4	429		334
5	246		192
6	376		293
7	1798		1400
8	381		297
9	859		670
TOPLAM	5998		4674

İstanbul şehri için kümeleme sonrası ortaya çıkan her kümenin kendine ait aritmetik ortalaması da Tablo 20’de gösterilmektedir.

Tablo 20: İstanbul Verisi İçin Kümelerin Farklı Dönemlerdeki RFM Değişkenlerine Göre Aritmetik Ortalamaları Örneği

Küme	R1	F1	M1	R2	F2	M2	R3	F3	M3	R4	F4	M4
1	0.183	0.040	0.027	0.395	0.095	0.078	0.512	0.095	0.091	0.478	0.092	0.071
2	0.227	0.070	0.056	0.475	0.183	0.153	0.617	0.206	0.197	0.660	0.224	0.184
3	0.007	0.002	0.002	0.011	0.004	0.004	0.016	0.007	0.007	0.021	0.006	0.006
4	0.295	0.076	0.057	0.535	0.203	0.163	0.694	0.212	0.203	0.695	0.226	0.179
5	0.274	0.067	0.047	0.547	0.177	0.143	0.689	0.176	0.163	0.691	0.180	0.143
6	0.244	0.063	0.050	0.494	0.161	0.137	0.613	0.169	0.166	0.615	0.172	0.143
7	0.360	0.134	0.110	0.605	0.341	0.298	0.792	0.393	0.373	0.826	0.420	0.351
8	0.323	0.092	0.070	0.636	0.262	0.222	0.738	0.269	0.256	0.750	0.265	0.214
9	0.039	0.008	0.007	0.116	0.026	0.021	0.161	0.026	0.024	0.106	0.023	0.019
Genel												
Ort.	0.183	0.058	0.043	0.332	0.107	0.088	0.4	0.122	0.088	0.416	0.155	0.109

Ortalama Kümeleme ile RFM sınıfları belirleme çalışmalarında, bir dönemdeki bir kümenin ortalama değeri, genel aritmetik ortalamadan düşük ise o kümedeki her bir üyenin R değeri R düşük (Rd), eğer kümenin ortalama değeri o dönemdeki genel ortalama R değerinden yüksek ise R yüksek (Ry) olarak belirlenmektedir. Burada küme ortalamaları ile genel aritmetik ortalama hiçbir RFM değeri için eşit olmamıştır. Tablolarda görülen ortalama değerleri, gerçekte sıfırdan sonra daha fazla sayıda küsüratı içermektedir. Tablolarda gösterilmesi için bu değerler yuvarlatılmıştır. Standart Ortalama aşamasında olduğu gibi Kümeleme Ortalaması aşamasında da sınıflar aynı yöntemle oluşturulmuştur. Bu işlemler sonucunda kümeleme ortalamasına ait müşteri sınıfları aşağıdaki Tablo 21’de oluşturulmuştur.

Tablo 21: Kümeleme Ortalaması ile Oluşan Sınıflar

musteri	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	DURUM
I_00271	A	A	F	E	E	F	D	B	E	E	G	KD
I_00685	0	D	D	D	H	D	C	H	A	F	D	KD
I_00768	A	B	B	A	A	A	A	D	E	A	F	KD
I_00800	0	A	D	C	B	G	A	D	A	B	C	KD
I_01428	C	D	D	D	A	H	H	H	D	D	H	KD
I_01980	A	D	C	A	E	G	E	G	C	C	A	KD
I_02277	0	H	H	H	D	H	C	B	A	H	A	K
I_03515	D	C	C	C	C	C	A	F	0	0	0	K
I_07029	A	F	A	D	E	0	0	0	0	0	0	K
I_11773	0	C	C	C	A	A	C	C	0	0	0	K
I_21491	0	0	A	A	C	C	B	D	0	0	0	K
I_21574	0	0	0	A	C	C	B	D	0	0	0	K

Araştırma Modeli (Önerilen Model): Uzman Görüşü ve AHP ile Belirlenen Ortalama Değeri ve RFM Sınıfları Belirleme Süreci

RFM temelli sınıflandırma veya kümeleme içeren müşteri kaybı çalışmalarında çalışmada kullanılan veriden elde edilen ortalama değerler ve küme değerleri kullanılmaktadır. Bu durum sadece o veri ile o modelin çalışabildiğini göstermekle beraber, genel kapsayıcı bir model olamamaktadır. Veri setinin değişmesi halinde ortalama ve küme değerleri değişecek ve farklı sonuçlar ortaya çıkacaktır. Önerilen modelde ise perakende sektöründe çalışan uzmanların tecrübeleri ve bilgileri yardımıyla perakende sektöründe tüm veri setlerinde daha isabetli sonuçlar ortaya çıkaracağı düşünülen RFM ortalama değerlerinin bulunması amaçlanmıştır. Perakende sektöründe çalışan yaklaşık 39 yöneticiye, müşteri sadakatini ve müşteri değerinin hesaplanmasında kullanılan RFM değerlerinin birbirlerine göre göreceli değerlendirmeleri sorulmuştur. Araştırma metodolojisinde sunulan değerlendirme tablosu (Tablo 22) aşağıda verilmiştir.

Tablo 22: RFM Değerleri Göreceli Kıyaslama Şablonu Örneği

Müşterinin son alışveriş zamanı ile belirli bir dönemdeki alışveriş sıklığı arasındaki ilişkiyi ikili karşılaştırma şeklinde değerlendirin.

R ile F

Alışveriş Son Geliş Zamanı (Recency)										Alışveriş Sıklığı (Frequency)							
										X							
9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	

Yukarıdaki tabloya göre bir perakende uzmanı R ile F arasında karşılaştırmalı önemi belirtecek şekilde uygun bir rakam vermiştir. Yukarıdaki örneğe bakıldığında bir uzman, alışveriş sıklığının alışverişte en son gelme zamanında daha önemli olduğunu belirtmiştir. Bu rakam, sıklığın son geliş göre 7 kat fazla öneme sahip olduğunu göstermektedir. Her uzmandan benzer şekilde R ile F, R ile M ve F ile M arasında değerlendirme yapması istenmiştir. Daha sonra bu cevaplar MS Excel ve temel AHP hesaplama yöntemiyle değerlendirilmiştir. Aşağıda MS Excel programı ile katılımcıların verdikleri cevaplar her biri farklı alt sayfada değerlendirilmek üzere eklenmiştir. Tabloda Katılımcı 1'in R'nin F'den 5 kat, M'den de 3 kat önemli olduğunu, M'nin de F'den 3 kat önemli olduğunu belirttiği görülmektedir. AHP hesaplama yapılırken RFM matrisi oluşturulur. Tabloda R'ye ait olan önem derecelerinin toplandığı ve 1,53 bulunduğu görülmektedir. Daha sonra R'ye atfedilen her değer bu toplam değere (1,53) bölünür ve C sütununda görüldüğü gibi 0,652, 0,130 ve 0,217 olarak bulunur. F ve M için de önem dereceleri işlemleri yapıldıktan sonra, R satırında yer alan 0,652, 0,556 ve 0,692 değerlerinin ortalaması W sütununa

yazılır. Aynı toplama ve ortalamalar F ve M için de yapıldıktan sonra, RFM'ye ait ağırlıklandırmalar 0,633, 0,106 ve 0,261 olarak bulunmuştur. Katılımcı 1'in verdiği yanıtlara göre R, %63,3 ile en önemli değişken olarak ortaya çıkarken, M %26, 1 ile ikinci sırada bulunur. Katılımcı 1'e göre alışveriş sıklığı yani F, diğer ikisine göre daha önemsiz görülmüş ve %10,6 önem derecesi kazanmıştır.

Tablo 23: Katılımcı 1'in AHP Değerlendirmesi ve AHP Hesaplama Aşaması

	R	F	M	C		W	ÖNEM	EigenLambda	
R	1.00	5.00	3.00	0.652	0.556	0.692	0.633	R	0.971
F	0.20	1.00	0.33	0.130	0.111	0.077	0.106	F	0.955
M	0.33	3.00	1.00	0.217	0.333	0.231	0.261	M	1.129
	1.53	9.00	4.33	1.000	1.000	1.000	1.000		3.055
									Lambda
								CI	0.028
n	3.00							RI(3)	0.580
								CR	0.048

Fakat RFM önem dereceleri (yeni eşik değeri) belirlenmesine rağmen bu katılımcıya ait görüşlerin geçerliliği için ise tutarsızlık endeksine bakılır. Bu endeks değeri, yanıtlayan kişinin tutarsız ve rasgele yanıtlarını elemek için kullanılmaktadır. Tutarlılık oranı 0.1'den (%10) düşük olan değerler geçerli kabul edilir. 0 en iyi tutarlılık değeri kabul edilir (Saaty, 2008). Tablo üzerinden gidilecek olursa, tutarlılık oranının hesaplanmasının ilk aşaması tutarlılık endeksidir. Bu endeks değerinde ilk aşama, belirlenen önem derecelerinin RFM'nin matriste elde edilen değerlerle çarpılmasıdır. Tablo 24'te RFM'nin matris değerleri toplamaları, sırayla W sütunu altındaki önem dereceleri ile çarpılarak elde edilen EigenLambda değerleri yine EigenLambda sütunu altında sırasıyla yazılır. Bu Eigen değerlerinin toplamı ise Eigen Lambda değerini (3,055) verir.

Tablo 24: AHP hesaplama MS Excel Görünümü

	R	F	M	C		W	ÖNEM	EigenLambda	
R	1.00	5.00	3.00	0.652	0.556	0.692	0.633	R	0.971
F	0.20	1.00	0.33	0.130	0.111	0.077	0.106	F	0.955
M	0.33	3.00	1.00	0.217	0.333	0.231	0.261	M	1.129
	1.53	9.00	4.33	1.000	1.000	1.000	1.000		3.055
									Lambda
								CI	0.028
n	3.00							RI(3)	0.580
								CR	0.048

Elde edilen Eigen Lambda Değeri ($\lambda_{\max}$), tutarlılık endeksi hesaplamak için şu formülde (Denklem 8) kullanılır (Saaty, 2004).

$$\text{CI (Consistency Index)} = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (\text{Denklem 8})$$

$$= \frac{3,0553 - 3}{3 - 1} = \frac{0,05323}{2} = 0,02768$$

Bu formülde $\lambda_{\max}$ Eigen Lambda Değerini, n ise AHP yapılan kriter sayısını gösterir. Formülün sonucu olarak 0,02768 bulunmuştur. Bu tutarlılık endeksi (Consistency Index – CI) değeridir. Bu değerin tutarlılık endeksi kabul seviyesi olan %10'dan az olmasına rağmen, Saaty (2004), AHP hesaplamada değerlerin karşılaştırılmasında kullanılan 17 değer (1/9, 1/8, 1/7, 1/6, 1/5, 1/4, 1/3, 1/2, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9) kendi içinde tutarlılığı için, 500 AHP değerlendirme sayısına kadar bütün göreceli AHP değerlendirmelerin olasılıklarının ortalamasını aldıktan sonra, kriter sayısına göre rasgele endeks (random index - RI) bulmuştur (Tablo 25). Böylelikle tutarlılık endeksini, rasgele endeksine bölerek, çıkan sonucun, gerçek tutarlılık değeri olacağını belirtmiştir.

Tablo 25: AHP Rasgele Endeks

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Random Index	0	0	0.52	0.89	1.11	1.25	1.35	1.40	1.45	1.49

Kaynak : Saaty, 2004, Decision Making – The Analytic Hierarchy And Network Processes (Ahp/Anp) Journal of Systems Science and Systems Engineering, 13(1): 1–34.

Tutarlılık endeksi olarak hesaplamalar sonucunda 0,02768 bulunmuştur. Üç değişkenin karşılıklı değerlendirmeye tabi tutulduğu için bu sayının rasgele endeks karşılığı da Tablo 23'te görülebileceği gibi 0,52 olacaktır. Tutarlılık Oranı (Consistency Ratio – CR) için ise aşağıdaki formül kullanılacaktır (Denklem 9).

$$\text{CR (Consistency Ratio)} = \frac{\text{CI}}{\text{RI}} \quad (\text{Denklem 9})$$

$$= \frac{0,02768}{0,52} = 0,05323$$

Bu formülde CR, tutarlılık oranı, CI tutarlılık endeksi, RI ise rasgele endekstir. Bu formül sonucunda tutarlılık oranı 0,05323 bulunmuştur. Bu değer 0,1 (%10) değerinden küçük olduğu için Katılımcı 1'in verdiği RFM karşılıklı göreceli değerlendirmenin tutarlı olduğu belirlenmiştir.

Diğer tüm katılımcıların verdikleri değerlendirmeler de AHP önem derecesi ve Tutarlılık Oranı hesaplamaları yapılmıştır. Belirtildiği gibi 39 perakende sektöründe uzmana

verilmiş bunların sadece 19 tanesinin cevapları tutarlı olmuştur. Kalitatif (nitel) konularda tutarsızlık kolaylıkla ortaya çıkabilmektedir (Partovi, Burton ve Banerjee, 1990). Bu sebeple tutarlılık oranı, dikkatsizce ya da abartma ile yapılan hataların azaltılmasını sağlamaktadır (Keçek ve Yıldırım, 2010).

Tüm katılımcıların değerlendirmelerine göre oluşan değerler ve bu değerlerin geometrik ortalamaları aşağıda Tablo 26’da verilmektedir. AHP’de karar vericilerin değerlendirmelerinin geometrik ortalama ile tek değere indirilmesinin sebebi, geometrik ortalama, temel tutarlılık gereksinimlerini karşılayacak ikili karşılaştırmalardan ağırlıklar türetmek için kullanılan tek yöntemdir (Barzilai, 1997; Saaty, 2004).

Tabloda görüldüğü gibi AHP çözümlemeli RFM’nin ortalama değerleri sırasıyla 0,1968, 0,3952 ve 0,4080 olarak ortaya çıkmıştır. Bu değerler, standart ortalama ve Kohonen kümeleme ortalamalarına göre belirlenen sınıflandırmada aynı yöntemle kullanılmış ve buna göre oluşan müşterilerin sınıfları (harf dönüşümü yapılmış) olarak aşağıda verilmiştir (Tablo 27).

Tablo 26: AHP Ortalama Değeri Hesaplanması

RFM Geometrik Ortalama Sonucu			
Katılımcı	R	F	M
1	0.63334572	0.106156	0.260498
2	0.073772106	0.643389	0.282839
3	0.11492674	0.702839	0.182234
4	0.260497956	0.106156	0.633346
5	0.106156324	0.260498	0.633346
6	0.594887955	0.128501	0.276611
7	0.09035205	0.353721	0.555927
8	0.122619048	0.557143	0.320238
9	0.066359245	0.363065	0.570575
10	0.09035205	0.555927	0.353721
11	0.607962213	0.119939	0.272099
12	0.09035205	0.353721	0.555927
13	0.119939271	0.607962	0.272099
14	0.08694791	0.639335	0.273718
15	0.19318606	0.723506	0.083308
16	0.201410658	0.117947	0.680643
17	0.119939271	0.607962	0.272099
18	0.543752544	0.110297	0.34595
19	0.08820212	0.668697	0.243101
G.ORT	19.6769992	39.52419	40.79881

Tablo 27: AHP Ortalaması ile Oluşan Sınıflar

musteri	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	D11	DURUM
I_00016	D	H	D	D	D	D	D	D	D	D	B	KD
I_00024	B	B	D	B	D	D	D	D	B	B	C	KD
I_00032	D	D	D	H	H	D	D	D	D	D	D	KD
I_00057	0	D	D	H	D	D	D	D	D	D	D	KD
I_00065	0	D	D	D	D	D	D	D	B	D	D	KD
I_00081	0	D	D	D	D	D	D	B	D	D	D	KD
I_00107	0	0	D	B	D	D	B	H	D	D	D	KD
I_00115	0	0	D	0	0	D	D	0	0	0	0	K
I_00123	D	D	B	B	D	D	B	D	B	B	B	KD
I_00131	0	B	D	D	D	D	B	D	B	B	C	KD
I_00172	0	D	D	D	D	D	H	D	0	0	0	K
I_00180	0	H	H	H	D	E	0	0	0	0	0	K

Daha önce Şekil 15’de verilen araştırmanın aşamalarında aşağıda Şekil 17’de tekrar gösterilmiştir. Gri ile gösterilen ilk üç aşama Verilerin Hazırlanması, Verilerin İşlenmesi ve RFM eşik değerlerinin nasıl bulunduğu sırasıyla açıklanmıştır.

Verilerin Hazırlanması	•Veri tabanından gelen veriler •Microsoft Access •Microsoft Excel •Verilerin düzenlenmesi
Verilerin İşlenmesi	•Normalleştirme •Aylık dönemlere göre verileri işleme
RFM Eşik Değerlerin Bulunması	•Standart Ortalama Kullanılarak Eşik Değerinin Bulunması •Kümeleme Kullanılarak Eşik Değerinin Bulunması •Uzman Görüşü ile Eşik Değerinin Bulunması
Diğer Değişkenlerin Eklenmesi	•Demografik Bilgiler •Ürün Harcama Bilgileri •Ürün Kategorilerinde Promosyon ;Uygulanma Bilgileri
Sadece RFM Kullanarak Yapılan Tahminler	•Sadece RFM Kullanılarak Lojistik Regresyon Tekniği ile Tahmin •Sadece RFM Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Tekniği ile Tahmin •Sadece RFM Kullanılarak C5.0 Tekniği ile Tahmin
Tüm Değişkenler Kullanılarak Yapılan Tahminler	•Tüm Değişkenler Kullanılarak Lojistik Regresyon Tekniği ile Tahmin •Tüm Değişkenler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları Tekniği ile Tahmin •Tüm Değişkenler Kullanılarak C5.0 Tekniği ile Tahmin
Tüm Modellerin Analiz Sonuçları ve Değerlendirmesi	•Modellerin Değerlendirmeleri ve Karşılaştırılması

Şekil 17: Analiz Aşamaları

4.1.5. RFM ve Diğer Değişkenlerin Eklenmesi

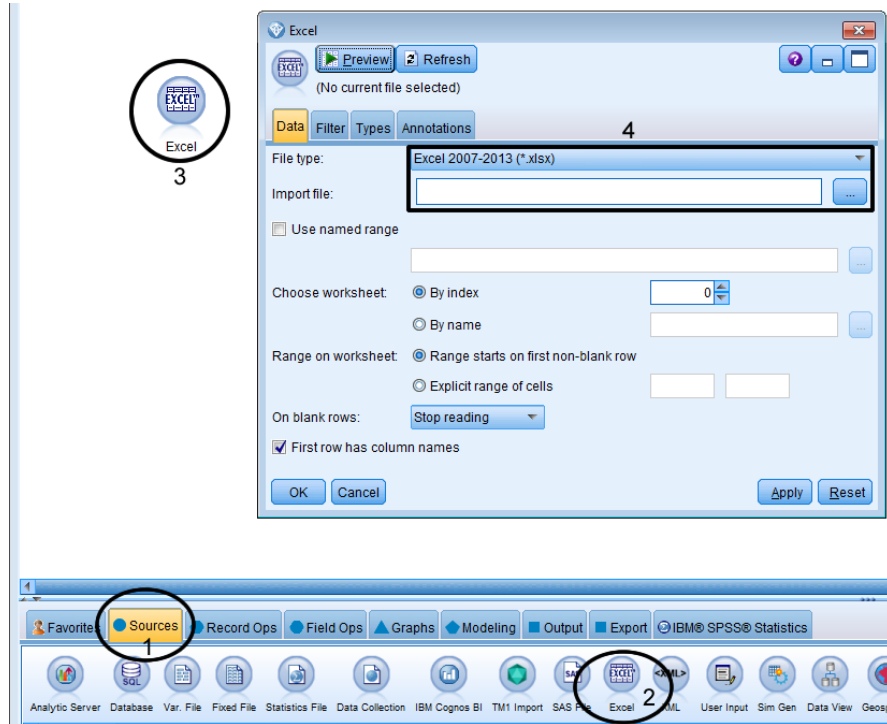
Sadece RFM kullanılan tahmin modellerinin yanı sıra literatürde demografik değişkenlerin, alınan ürün türlerinin, ürünlere yapılan harcamaların, son alışveriş zamanının ve alışveriş sıklığının bir arada kullanıldığı modeller de kullanılmıştır. (Burez ve Poel, 2007; Miguéis vd., 2012)

Modellerin analizleri için IBM Modeler 14.1 programının kullanılacağı daha önce belirtilmişti. Bu program içerdiği çok sayıda veri madenciliği araçları ile hızlı ve güvenilir sonuçlar veren ve karşılaştırma yaparak görsel olarak da çıktı üreten bir programdır. Analizlerin nasıl yapıldığı, Modeler programının arayüzü görüntüleri ile anlatılacaktır.

4.2. Sadece RFM Değişkenleri Kullanılan Modeller İçin Veri Hazırlama Aşamaları

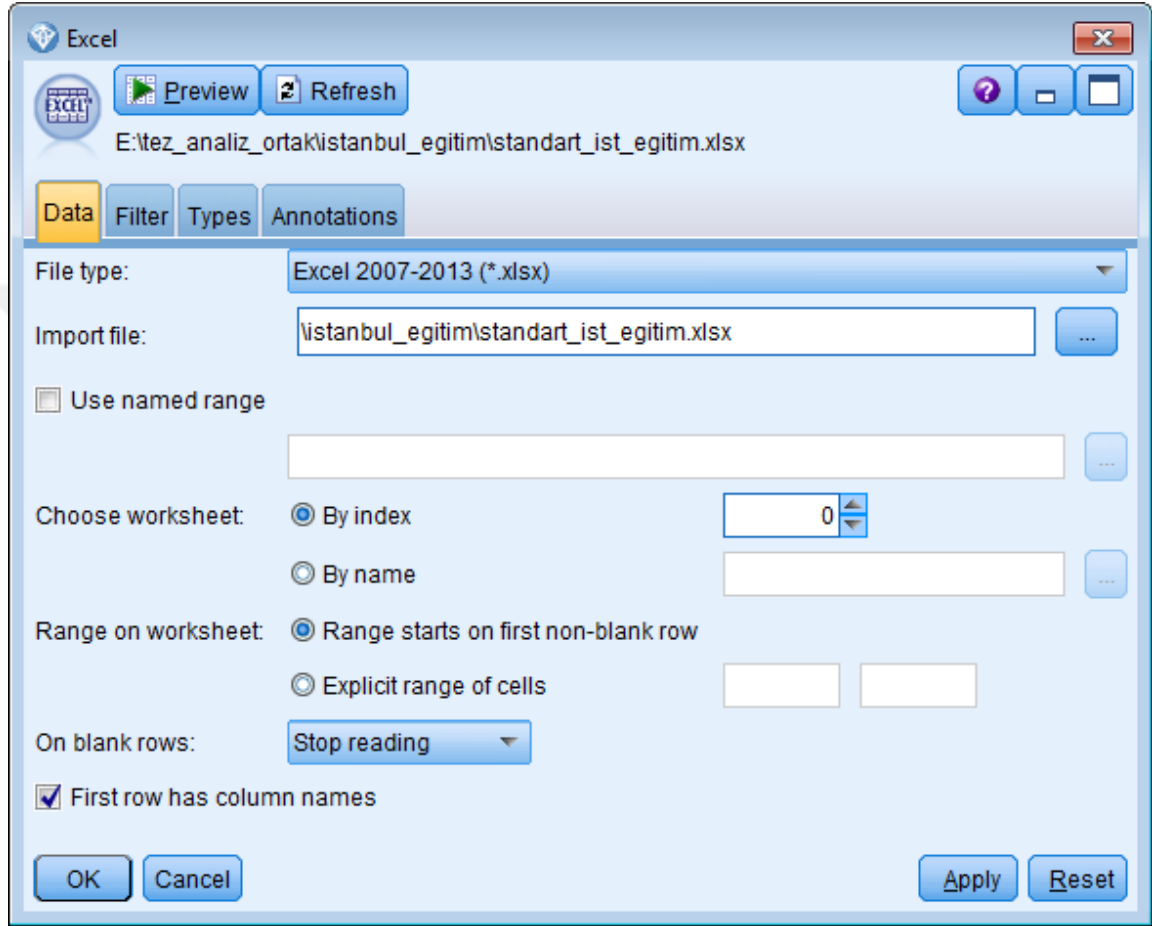
Modellerin analizleri Modeler programı ile gerçekleştirilecek ve ekran görüntüleri ile sırasıyla anlatılmıştır.

Modeler programı açıldığında öncelikle alt kısımda yer alan araçlar sekmesindeki Kaynaklar (Sources) (1) kısmından Excel seçilince (2), arayüze Excel dosya bağlantısı yapılması için bir simge eklenir (3). Bu simgeye çift tıklandığında karşımıza hangi Excel dosyasının seçileceği ve dosyanın hangi Microsoft Office sürümü olduğu seçilir. (4)



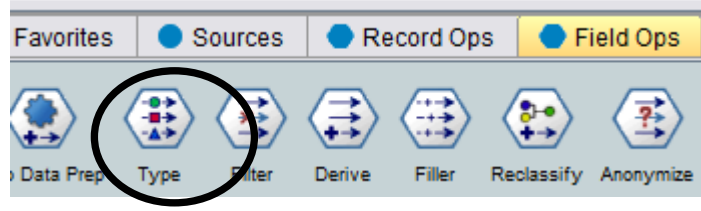
Şekil 18: Modeler Kaynak Dosya Seçimi Arayüzü

İstanbul müşteri verisine ait, hazırlanan standart ortalama verilerini içeren Excel dosyası seçilir. Daha önce İstanbul verisinin veri madenciliğinde geçerliğin sağlanması amacıyla eğitim verisi olarak seçildiği, Ankara verisinin de test yani sınama verisi olduğunu belirtilmiştir. Bu sebeple dosya isimleri bu şekilde belirlenmiştir. Dosyayı seçildikten sonra sırasıyla dosya içindeki değişkenlerin türlerini belirlememiz gerekmektedir.



Şekil 19: Kaynak Dosyası ve Sürümünün Belirlenmesi

Şekil 20’de kaynak dosyasının sürümü ve dosya seçilmektedir. MS Excel eski sürüm dosyaları da seçilebilmektedir. Daha sonra Excel dosyasında bulunan veri içeriğinin tanımlanması gerekmektedir. Menüden aşağıda *Field Ops* kısmından *Type* seçilir ve model ekranına yerleştirilir.



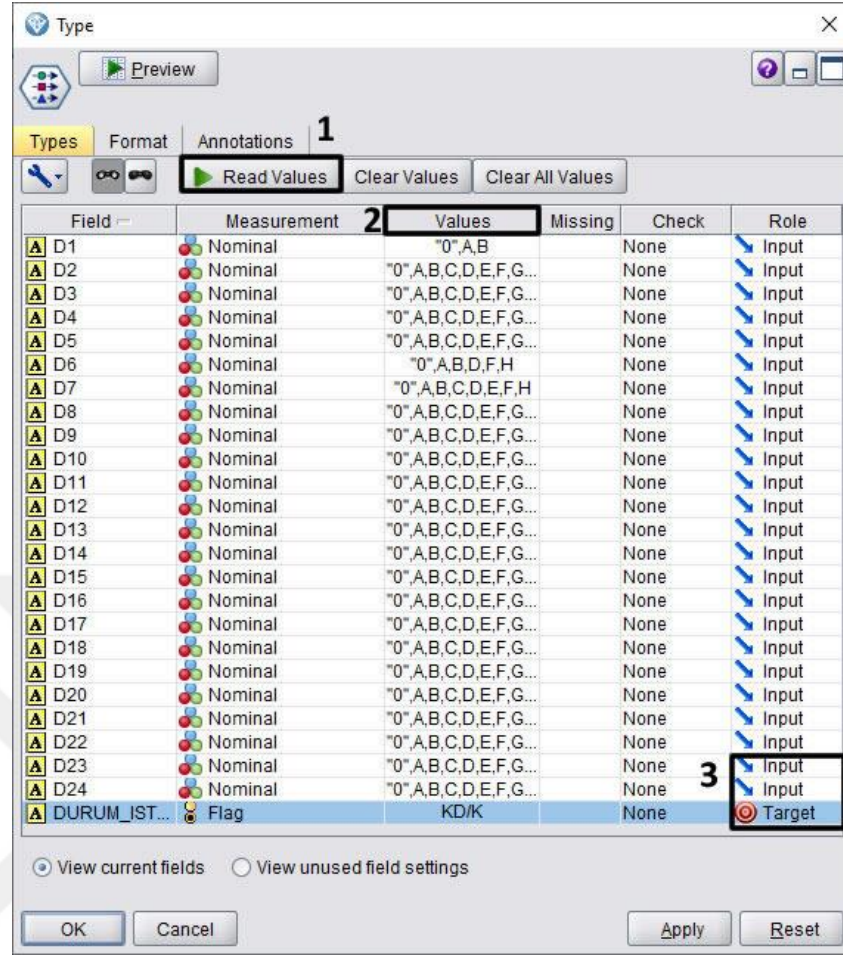
Şekil 20: Veri Türlerinin Belirlenmesi

Modele Type eklenince Şekil 21'deki gibi görünecektir. Modeler programında bir nesneyi diğer nesneye bağlamak için, bağlanmak istenen nesneyi Connect ile, bağlamak istenen yeri gösterip seçeriz. Aşağıda hem seçme süreci hem de seçilen Type ile bağlantısını ok ile gösterilmiş hali görülebilmektedir. Bu bağlama işlemi Modeler içinde tüm modelleri uygulama, değerlendirme ve tablolama işlemlerinde kullanılmaktadır.



Şekil 21: Kaynak Dosyanın Türlerinin Belirlenmesi Süreci

Veride bulunan değişkenlerin türlerinin ve değerlerinin Modeler tarafından kaydedilmesi (okunması) (Read Values), değerlerinin neler olduğu (Values) ve bu verideki değişkenlerin hangilerinin bağımsız hangilerinin bağımlı oldukları (Role) burada belirlenmektedir. Şekil 22'de görüldüğü gibi Read Values (1) komutu ile tüm veriler kaydedilir ve bu şeklin 3 numaraları kısmında ölçütler belirlenir. Müşterilerin her dönemde aldıkları RFM sınıflarının, harflendirilmiş olan sınıflarını Modeler programı Nominal olarak kabul etti. Nominal değer istatistikte verilerin farklı adlandırılması için kullanılmaktadır. Değerler (2) ise veriden elde edildiği gibi harflendirilmiş sınıflar görülmektedir. Role kısmında ise (3) D1-D24 arası sınıflar Input (Girdi-Bağımsız Değişken), İstanbul'daki müşterilerin Kayıp veya Kayıp Değil Durumları için ise (3) Target yani hedef (bağımlı değişken) olarak seçilmiştir.

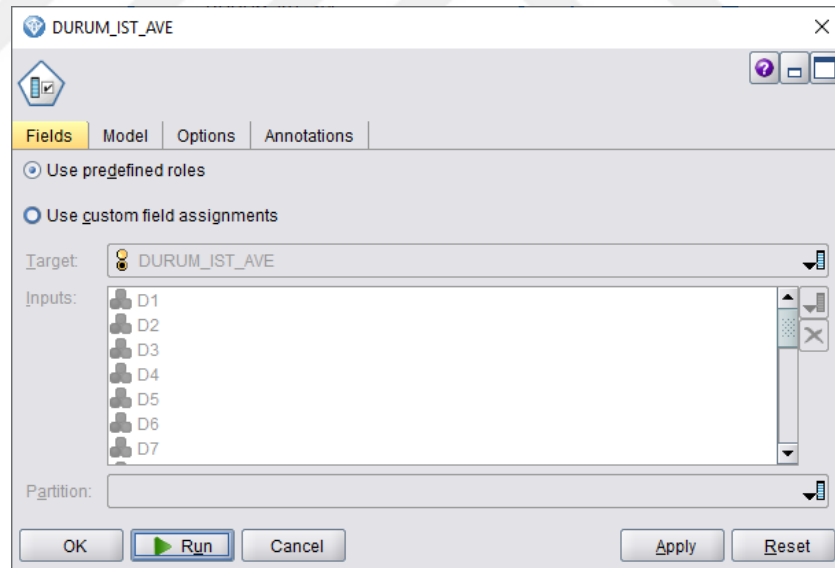


Şekil 22: Veri Türlerinin Okunması ve Değişken Rollerinin Belirlenmesi

Verilerin türleri belirlendikten sonra Modeler’de özellik seçimi (feature selection) yaparak hangi değerlerin hedef bağımlı değişken için anlamlı ve açıklayıcı olduğunu belirlemek gerekmektedir. Önem derecesi %95’in üstünde olan değişkenler, bağımlı değişken üzerinde etkisi olduğunu gösterir. Özellik seçiminin, istatistiksel çalışmalarda önemi, daha az sayıda değişken toplanması ve modellerin bu değişkenlerle kurulması amacını taşır. Hem hesaplama süresinin kısalması ve hızlanması hem de hesaplamanın daha basitleştirilmesi sağlanır. Çok sayıda değişkenin bulunduğu çalışmalarda, tüm değişkenlerin yerine aynı oranda açıklayıcı olan az sayıda değişkeni kullanmayı amaçlar. Tüm değişkenlerin yerine az sayıda değişkenin kullanılmasının amacı ise makine öğrenmesi kapsamında karşılaşılan aşırı uyum (overfitting) / yetersiz uyum (underfitting) sorunlarını gidermektir. Bu çalışmada kullanılan tahmin tekniklerinin içinde bulunduğu makine öğrenmesinde model verisi analiz öncesi ikiye ayrılır. Bu ayrım da aynı veri %50/%50 şeklinde (v-fold) eşit ayrılabilir gibi, %70/%30’luk çapraz katlama (cross-fold) şeklinde de ayrılabilir. Diğer bir ayrım ise farklı iki veri setinin kullanılmasıdır. Bu

çalışmada iki farklı veri seti kullanıldığı belirtmişti. İlk veri kısmı modelin eğitileceği (training) eğitim verisi, ikinci veri kısmı ise sınama (test) olarak belirleriz. Burada amaç, ilk kısımdaki veriye uygulanan modelin, sınama verisinde de ne kadar başarılı olduğu ve doğru bir model olup olmadığını ölçmektir. Aşırı uyum sorunu, çok sayıda değişkenin içerdiği eğitim verisindeki modelin çok iyi uyum sağlayarak öğrenmesinin, sınama verisinde aynı sonuçlar verememesi sorunu olarak ifade edilebilir. Çünkü eğitim verisinde tüm değişken ilişkilerini ve olası sonuçları ezberlemesi farklı bir veri setinde bu değişkenlerin kullanılmadığı durumlarda başarısız tahminler yapmasını sağlayabilir. Yetersiz uyum ise, az sayıda değişken kullanılarak modelleme yapılması, sınama verisindeki değişkenlerle uyumsuz olması halinde yine başarısız sonuçlar verebilir.

Özellik seçimi sonrasında sadece anlam düzeyi %5'ten küçük olanlar tahmin tekniklerinde kullanılacaktır. Modeli kurarken Models kısmından Feature Selection seçilir ve *Type* buraya bağlanır. Veri türlerinde bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken belirlendiği için özellik seçimi hızlıca yapılır. Şekil 23'de özellik seçimi yapılma aşaması belirlenir.



Şekil 23: Özellik Seçimi Ekranı

Daha önceden belirlenmiş değişken türleri (Use predefined roles) seçilir ve *RUN* ile hangi değişkenlerin müşteri kayıp olup olmadığı bilgisinin (bağımlı değişken) üzerinde anlamlı etkisi olduğu belirlenir. Bu model çalıştırıldıktan sonra karşımıza sonuçlar çıkar. Şekil 24'de Özellik seçimi modelinin çalıştırılmasından sonra **Standart Ortalama Tahmin Modelinde (1. Model)** hangi değişkenlerin, bağımlı değişken üzerinde etkisi olduğu görülmektedir. D1, D2 ve D3'ün %95'lik değer aralığının dışında kaldığı için önemli

olmadığı diğerlerinin ise güven aralığı içinde olduğu belirlenmiştir. Burada amaç daha az sayıda değişken ile tahmin tekniklerini uygulamaktır. **Kümeleme ile Ortalama tahmin modelinde (2. Model)** ise bütün girdiler anlamlı görülürken (Şekil 25), **Uzman Görüşü ile Ortalama modelinde (3. Model)** D1 ve D3'in anlamlı olmadığı ve diğer 22 girdinin anlamlı olduğu görülmektedir (Şekil 26).

Model	Summary	Annotations			
☒	☐	☒			
Importance ▾					
	Rank	Field	Measurement	Importance ▲	Value
☒	1	 D24		 Important	1,0
☒	2	 D23		 Important	1,0
☒	3	 D22		 Important	1,0
☒	4	 D21		 Important	1,0
☒	5	 D20		 Important	1,0
☒	6	 D19		 Important	1,0
☒	7	 D18		 Important	1,0
☒	8	 D17		 Important	1,0
☒	9	 D16		 Important	1,0
☒	10	 D15		 Important	1,0
☒	11	 D14		 Important	1,0
☒	12	 D13		 Important	1,0
☒	13	 D12		 Important	1,0
☒	14	 D11		 Important	1,0
☒	15	 D10		 Important	1,0
☒	16	 D9		 Important	1,0
☒	17	 D5		 Important	1,0
☒	18	 D8		 Important	1,0
☒	19	 D6		 Important	0,998
☒	20	 D7		 Important	0,998
☒	21	 D4		 Important	0,998
☐	22	 D2		 Marginal	0,941
☐	23	 D3		 Unimportant	0,557
☐	24	 D1		 Unimportant	0,368

Selected fields:21 Total fields available:24

 > 0,95

 <= 0,95

 < 0,9

Şekil 24: Standart Ortalama Tahmin Modeli (1. Model) İçin Özellik Seçimi Sonuçları

Model Summary Annotations					
☒	☐	☒	Rank	▲	▼
	Rank ▲	Field	Measurement	Importance	Value
☒	1	D24	Nominal	★ Important	1.0
☒	2	D23	Nominal	★ Important	1.0
☒	3	D22	Nominal	★ Important	1.0
☒	4	D21	Nominal	★ Important	1.0
☒	5	D20	Nominal	★ Important	1.0
☒	6	D19	Nominal	★ Important	1.0
☒	7	D18	Nominal	★ Important	1.0
☒	8	D17	Nominal	★ Important	1.0
☒	9	D16	Nominal	★ Important	1.0
☒	10	D15	Nominal	★ Important	1.0
☒	11	D14	Nominal	★ Important	1.0
☒	12	D13	Nominal	★ Important	1.0
☒	13	D12	Nominal	★ Important	1.0
☒	14	D11	Nominal	★ Important	1.0
☒	15	D10	Nominal	★ Important	1.0
☒	16	D9	Nominal	★ Important	1.0
☒	17	D1	Nominal	★ Important	1.0
☒	18	D8	Nominal	★ Important	1.0
☒	19	D4	Nominal	★ Important	1.0
☒	20	D3	Nominal	★ Important	1.0
☒	21	D2	Nominal	★ Important	1.0
☒	22	D5	Nominal	★ Important	1.0
☒	23	D7	Nominal	★ Important	1.0
☒	24	D6	Nominal	★ Important	1.0

Selected fields: 24 Total fields available: 24

☒ > 0.95
☒ ≤ 0.95
☐ < 0.9

Şekil 25: Kümeleme ile Ortalama Tahmin Modeli (2. Model) Özellik Seçimi Sonucu

Model

Summary

Annotations

☒

☐

☒

Rank

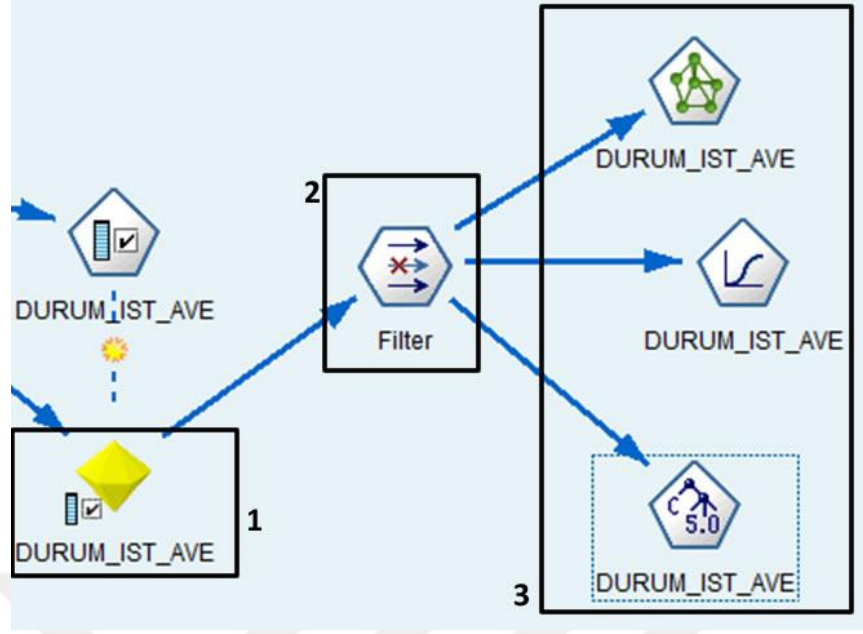
	Rank	Field	Measurement	Importance	Value
☒	1	D24	Nominal	Important	1.0
☒	2	D23	Nominal	Important	1.0
☒	3	D22	Nominal	Important	1.0
☒	4	D21	Nominal	Important	1.0
☒	5	D20	Nominal	Important	1.0
☒	6	D19	Nominal	Important	1.0
☒	7	D18	Nominal	Important	1.0
☒	8	D17	Nominal	Important	1.0
☒	9	D16	Nominal	Important	1.0
☒	10	D15	Nominal	Important	1.0
☒	11	D14	Nominal	Important	1.0
☒	12	D13	Nominal	Important	1.0
☒	13	D12	Nominal	Important	1.0
☒	14	D11	Nominal	Important	1.0
☒	15	D10	Nominal	Important	1.0
☒	16	D5	Nominal	Important	1.0
☒	17	D9	Nominal	Important	1.0
☒	18	D8	Nominal	Important	1.0
☒	19	D6	Nominal	Important	1.0
☒	20	D7	Nominal	Important	0.981
☒	21	D4	Nominal	Important	0.978
☒	22	D2	Nominal	Important	0.958
☐	23	D3	Nominal	Marginal	0.938
☐	24	D1	Nominal	Unimportant	0.805

Selected fields: 22 Total fields available: 24

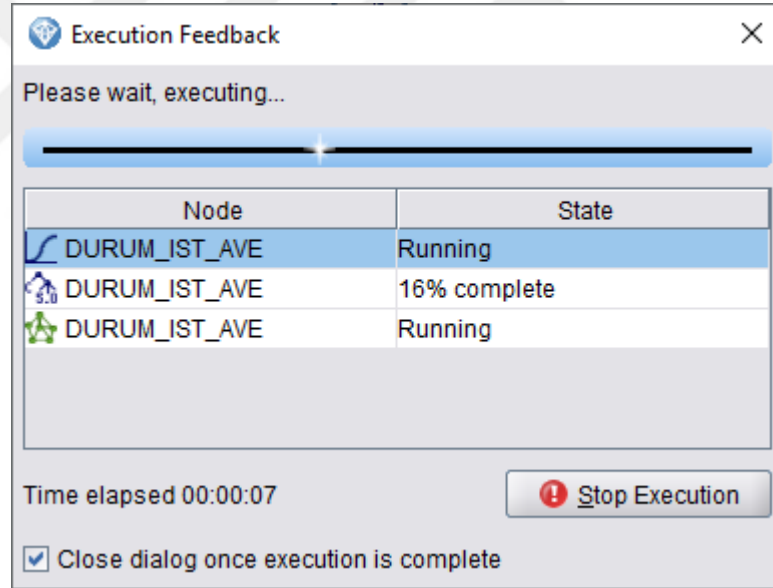
> 0.95 <= 0.95 < 0.9

Şekil 26: Uzman Görüşü ile Ortalama Tahmin Modelinin (Önerilen Model) Özellik Seçimi Sonuçları

Özellik seçimi uygulandıktan sonra Modeler programında uygulanan modelin faktör analizi sonucu (1) çalışmaya eklenir ve bundan sonraki aşamaların bu model çıktısı ile yapılması sağlanır. Şekilde Filtreleme, önceki özellik seçimi ile devam ettirilerek (2), tahmin modellerinde bu özelliklerin kullanılmasını sağlar. Modeler programının bir veri setinin aynı çalışma alanında birden çok modelin aynı anda çalıştırılmasını sağlar. Ayrıca tüm modellerin çıktılarının da aynı çalışma alanında görülmesi ve karşılaştırması mümkündür. Model bu şekilde kurulduktan sonra RUN komutu ile tüm tahmin teknikleri çalıştırılır. Şekil 27’de aynı anda çalıştırılan modellerin durumu gözlemlenebilmektedir. Şekil 28’de ise çalıştırılan modellerin yüzdesel ilerleme durumları görülmektedir.

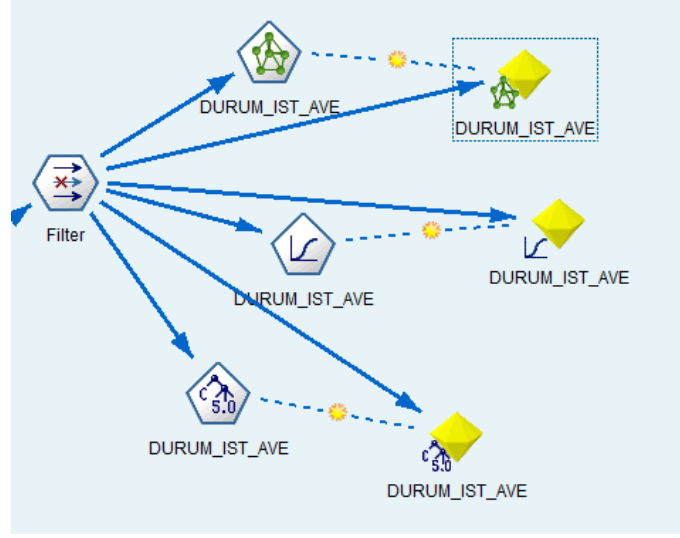


Şekil 27: Özellik Seçimi Sonrası Filtreleme ve Modellere Bağlama



Şekil 28: Modelin Çalıştırılması Bilgisi

Modellerin çalıştırılması bittikten sonra çalışma alanına tekniklerin çıktı sonuçları eklenir. Şekil 29'da tahmin tekniklerinin çalıştırılmasıyla, alana sonuç çıktıları eklenmiştir. Bu renkli çıktılar IBM Modeler 14.1 programının çalıştırılan modelin detaylarını görüntülemek için oluşturulmaktadır. Böylece modelin yapısına göre hangi teknik kullanıldıysa detaylı sonuçlar bu çıktılar seçilerek görüntülenebilmektedir.



Şekil 29: Tahmin Tekniklerinin Çıktıları

RFM Standart Ortalama yöntemi ile sınıflandırmaya göre yukarıdaki işlemler yapılmıştır. Bu işlemler Kümeleme ile Ortalama ve Uzman Görüşü ile Ortalama modelleri için de yapılacaktır.

Buradan itibaren daha önce belirtildiği gibi çalışmada iki ayrı aşama söz konusudur. Birinci aşamada sadece RFM değişkenleri kullanılarak LR, YSA ve C5.0 teknikleri ile tahminler gerçekleştirilmiştir. İkinci aşamada ise RFM'nin yanı sıra demografik değişkenler ve promosyon uygulandığı zamanlarda elde edilen alışveriş bilgilerini içeren değişkenler eklenip, LR, YSA ve C5.0 teknikleri ile tahminler gerçekleştirilmiştir.

I. AŞAMA

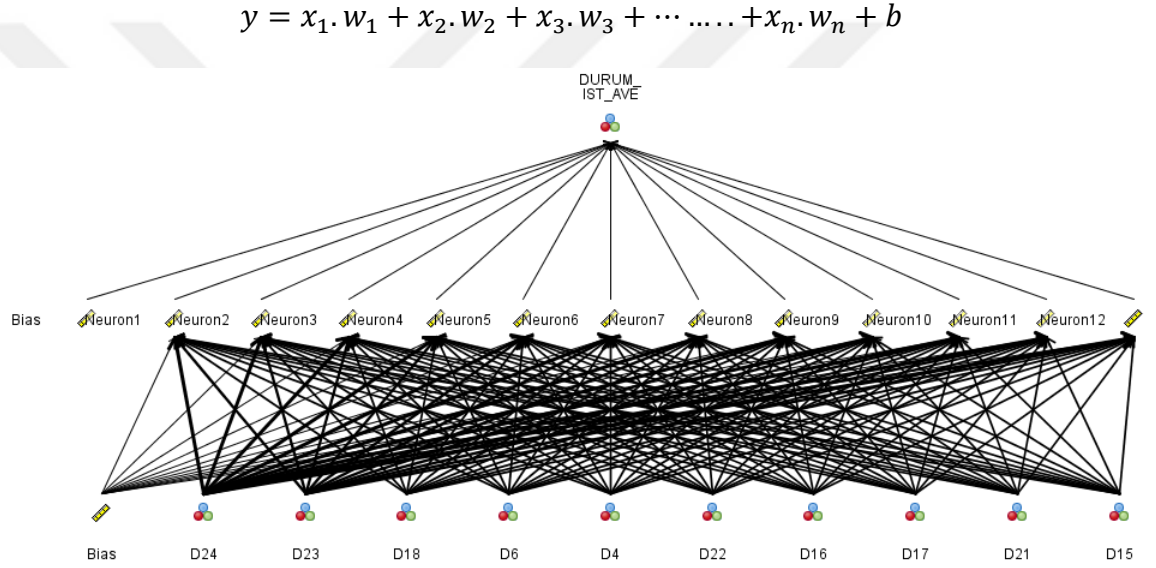
4.2.1. Yapay Sinir Ağları Tahmin Tekniği ile Modellerin Analizi

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninde yer alan sinirlerin çalışma mantığı ile geliştirilen bir yapay zeka uygulamasıdır (Öztemel, 2003). YSA veri içindeki değerleri öğrenerek, anlamlı birliktelikler bulma, şablonlar oluşturma ve çok sayıda değişken içeren verilerle çalışabilmesi yönleriyle gelecek tahmini içeren çalışmalarda kullanılmaktadır (Ataseven, 2013). Bu çalışmadaki Yapay Sinir Ağları ile RFM Standart Ortalama tahmin modelinde bağımsız değişkenler (girdi) Şekil 28'de olduğu gibi yer almaktadır. Bağımsız değişkenler, veriden elde edilen sınıfları göstermektedir. Amaç müşterilerin Kayıp veya Kayıp Değil durumlarını (bağımlı değişken) bulmaktır. Bağımsız ve Bağımlı Değişken arasında ise 0-1 arasında değerlere sahip W adlı ağırlık vektörü katsayısı bulunur. Bu katsayılar ile bağımsız değişkenler çarpılır ve YSA

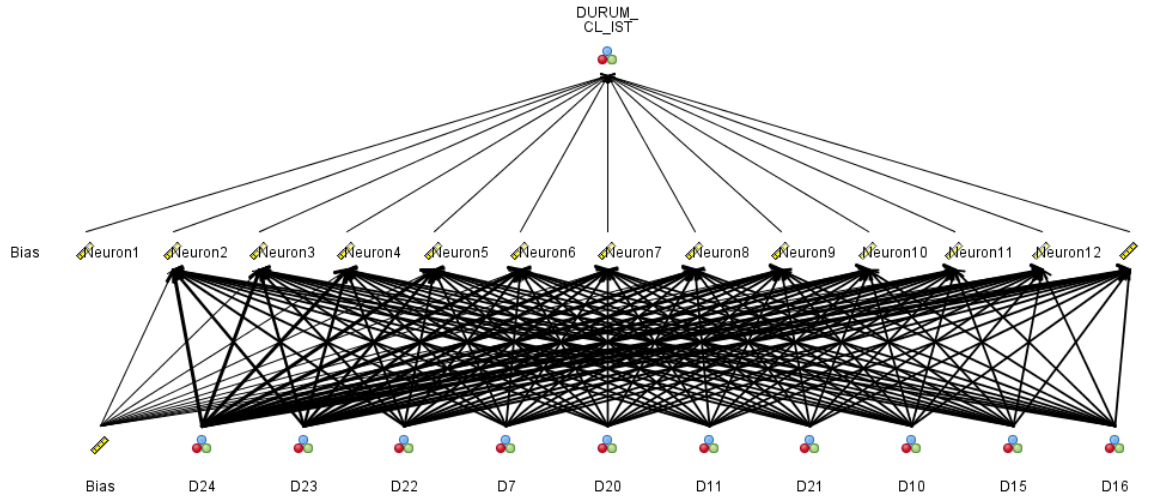
tarafından gizli katmanlar (neuron) oluşturulur. Gizli katman oluşturma fonksiyonu aşağıdaki gibidir.

$$y = x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + x_3 \cdot w_3 + \dots + x_n \cdot w_n$$

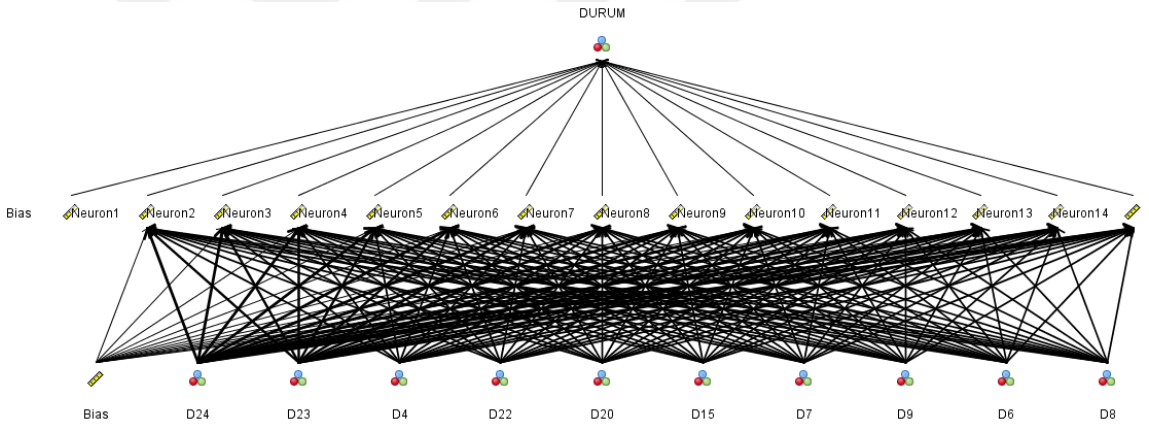
Formülde x bağımsız değişkenin değeri, w bu değişkene rasgele atanan ağırlık vektörü (0-1 arasında), y ise kayıp olup olmama durumunu göstermektedir. Gizli katmanda ise bu hesaplama bir de yine 0-1 arasında olacak şekilde gizli katman değeri (bias) eklenir. Burada amaç, hedefi doğru tahminleyen ve en az hata ile doğru tahmin eden gizli katmanları bulabilmektir. Şekil 30'daki çıktıya bakıldığında 12 ayrı gizli katman tespit edilmiştir.



Şekil 30: Yapay Sinir Ağları İle RFM Standart Ortalama Tahmin Modeli



Şekil 31: Yapay Sinir Ağları İle RFM Kümeleme ile Ortalama Tahmin Modeli



Şekil 32: Yapay Sinir Ağları İle RFM Uzman Görüşü ile Ortalama Tahmin Modeli

Formülde b değeri, gizli katmana ek olan yan vektörel (bias) değerdir. Burada amaç bağımsız değişkene (x) ve buna bağlı olan ağızlı vektörü (w) ile yapılan tüm hesaplamalarda, bağımlı değişken (Kayıp-Kayıp Değil; y) modeli uyumlu hale getirecek doğruyu sadece x/y doğrultusunda hareket ettirebilmektedir. Bu durumda belli bir değerden sonra doğrunun daha iyi uyumlu olmasına engel olmaktadır. w parametresi ile x/y doğrultusunda hareket sağlanırken, b parametresi ile x/y doğrultusunda oluşturulan doğrunun aşağı yukarı hareketi sağlanarak daha uyumlu bir model oluşturulabilir (Çarkacı, 2017).

Sonuçlara bakıldığında 12 ayrı gizli katmanın olduğu ve modeli en az hata ile bu neuronları verdiği gözlemlenebilmektedir. Kümeleme ile Ortalama ve Uzman Görüşü ile

Ortalama Modellerinin de YSA sonucu Şekil 31 ve Şekil 32’de gösterilmektedir. YSA doğru sınıflandırma (Accuracy) ve Eğri Altındaki Alan (EAA, Area under Curve - AUC) değerleri aşağıda verilmiştir (Tablo 28).

Tablo 28: YSA ile Analiz Edilen Modellerin Sınıflandırma ve AUC Değerleri		
Modeller	Doğru Sınıflandırma	EAA
Standart Ortalama (1. Model)	82,517	0,888
Kümeleme Ortalama (2. Model)	74,830	0,799
Uzman Görüşü ile Ortalama (Önerilen Model)	82,761	0,893

Doğru sınıflandırma, doğru sınıflandırma oranını vermektedir. Bu tabloda yer alan değere göre Standart Ortalama modelinin %88,8 oranında, Kümeleme Ortalama modelinin %79,90 oranında ve Uzman Görüşü ile Ortalama modelinin %89,3 oranında müşterileri Kayıp veya Kayıp Değil olarak doğru sınıflandırdığını göstermektedir. Sınıflandırma performansını gösteren Eğri Altındaki Alan oranlarına göre ise Standart Ortalama ve Uzman görüşü ile yapılan YSA 0,908 sınıflandırma oranına sahipken, kümeleme ile yapılan YSA ise 0,799 oranına sahiptir. Uzman Görüşü ile Ortalama Modelin (Önerilen Model), Standart Ortalama (1. Model) ile aynı eğri altındaki orana sahip olduğu fakat Kümeleme Ortalama Modeline (2. Model) göre daha iyi sınıflandırma performansı gösterdiği görülmektedir.

4.2.2 Lojistik Regresyon Tahmin Tekniği ile Modellerin Analizi

Lojistik Regresyon, tahmine dayalı müşteri analitiği çalışmalarında iyi tahmin performansının yanı sıra iyi anlaşılabilirliğe sahip olduğundan dolayı sıklıkla kullanılan tahmin tekniklerinden biridir (Coussement, Bossche ve De Bock, 2014; De Caigny, Coussement ve De Bock, 2018; Verbeke vd., 2012).

Lojistik Regresyon ile analiz edilen ortalama modellerinin sonuçlarında sabitin yer aldığı model ile bağımsız değişkenlerin dahil olduğu model arasında fark olup olmadığını test eden Omnibus testi incelenir (Önder ve Erdoğan, 2018). Anlam derecesi %5’den düşük olduğu için standart ortalama modelinin anlamlı olduğu görülmektedir.

Tablo 29: Standart Ortalama Modeli (1. Model) Lojistik Regresyon Omnibus Testi

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	1429,428	172	,000
	Block	1429,428	172	,000
	Model	1429,428	172	,000

Tablo 30: Kümeleme Ortalaması Modeli (2. Model) Lojistik Regresyon Omnibus Testi

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	4856,235	179	,000
	Block	4856,235	179	,000
	Model	4856,235	179	,000

Tablo 31: Uzman Görüşü ile Ortalama Modeli (Önerilen Model) Lojistik Regresyon Omnibus Testi

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	4764,786	142	,000
	Block	4764,786	142	,000
	Model	4764,786	142	,000

Model özetlerine bakıldığında Nagelkerke R kare ve Cox&Snell R kare değerlerinin, 0'dan büyük olduğu ve 1'e yakın olduğu görülmektedir. Bu değerler verilerin Lojistik Regresyon modeline ne kadar uyumlu olduğunu göstermektedir. Bu nedenle bu değerleri 1'e yaklaştıkça veri-Lojistik Regresyon model uyumu artmaktadır.

Tablo 32: Model Özeti

Model Summary				
Ortalamalar	Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
Standart Ortalama (1. Model)	1	6719.406 ^a	.212	.285
Kümeleme Ortalama (2. Model)	1	3396.743 ^a	.548	.737
Uzman Görüşü Ortalama (Önerilen Model)	1	3292.599 ^a	.548	.737

Model katsayılarını içeren test (Omnibus tests of Model Coefficient) tablosu, modele eklenen bağımsız değişkenlerin eklenmesini içeren ki-kare testi sonuçlarını verir. Hiçbir değişken eklenmeyen Block 0'a göre anlamlı olup olmadığı Anlamlılık (Significance) sütununa bakılarak karar verilir. Buradaki anlamlılık düzeyi $p < 0,05$ ise, modele eklenen değişkenlerin olasılık tahminindeki gücünün anlamlı olduğu ortaya çıkar. Tam Seçim yöntemi kullanıldığı için bu tablo üç satırdan oluşur. Model Özeti (Model Summary) yer alan Cox&Snell R kare ve Nagelkerke R kare değerleri, modelin açıklayıcılığını ve değişkenler arasındaki ilişkinin derecesini vermektedir. Bu değerlerin 1'e yakın olması beklenir (Kilic, 2015). En az 0,3 olması beklenen bu R kare değerleri aldığı 0,548 ve 0,737 değerleri ile modeldeki değişkenlerin açıklayıcılığının derecesinin yüksek olduğunu göstermektedir. IBM Modeler programı, diğer istatistiki programlarda olduğu gibi Lojistik Regresyon analizinde, modelin uyumluluk iyiliği için Hosmer-Lemeshow yöntemini kullanılmaktadır. Bu yöntemde modelin veriye ne kadar uyumlu olduğunu

gösteren bu yöntem değerinin 0.05'ten büyük olması beklenir ve 1'e yakın olan değerler daha iyi model uyumunu gösterir.

Model uyumu iyiliğini açıklamak için iki ayrı yaklaşım vardır. İlki, bağımlı değişkenin ne kadar iyi tahmin edilebildiğini gösteren ve karışıklık matrisinden elde edilen doğru tahmin yüzdesi ve Eğri Altındaki Alan değerleridir.

Bu değerlerin yüksek olması modelin iyi olduğunu göstermektedir. Diğeri ise, uyum iyiliğini belirlemeye yönelik istatistiki hesaplamadır. Standart sapma, Pearson ki-kare ve Hosmer-Lemeshow değerleri, önerilen modelin sıfır hipoteze göre ne kadar uyumlu olup olmadığını belirten testlerdir. 0'a yakın olan modelin uyumu kötü iken, 0.05'ten büyük olan p değeri, modelin uyum iyiliğini gösterir. Sözde R^2 değerleri, sıfır hipoteze karşı modelin ne kadar iyi olduğunu gösterir.

Model uyum iyiliğinde sıkça kullanılan Hosmer-Lemeshow yönteminde, tahmin edilen durumlar eşit sayıda ve küçükten büyüğe olacak şekilde sıralanmaktadır. Grup sayısı 10 olarak önerilmektedir. Bu çalışma üzerinden anlatacak olursak, her grup için beklenen kayıp olma ve olmama durumu ile tahmin edilen kayıp olma-kayıp olmama durumlar hesaplanır. Daha sonra beklenen ile tahmin edilen durumların karşılaştırmak için Pearson ki-kare kullanılır. Burada düşük p değerine sahip olan model reddedilir. Burada temel sorun grup sayısındaki tutarsızlıktır. Grup sayısındaki artma ya da azalma modelin uyum iyiliğini tamamen değiştirmektedir (Allison, 2014). Bu sorunun varlığı Hosmer-Lemeshow testi sahipleri tarafından da (Hosmer vd., 1998) dile getirilmiştir.

Lojistik regresyon analizinde model iyiliği uyumu yöntemleri temelde iki farklı yöntemde uygulanmaktadır. Tahmin edilen değişkenlerin birleştirilerek analiz edildiği birinci yöntemde Standardize Edilmiş Pearson (Osious ve Rojek, 1982), Artıkların Karesinin Ağırlıklandırılmamış Toplamı (Copas, 1989), Stukel Testi (Stukel, 1988) ve Bilgi Matriksi (White, 1982) yöntemleri bulunmaktadır. Diğer yöntemde ise tahmin edilen değişkenler gruplandırılarak (Hosmer ve Lemeshow, 1988; Xie vd., 2008, Liu vd., 2012) analize tabi tutulmaktadır. Bu yöntemlerin hepsinde uyumlu çıkan bir modelin geçerliliği tartışılmazdır. Fakat Allison'a (2014) göre en az birinde uyum iyiliği bulunan model çalışma için kabul edilmelidir. Allison (2014) çalışmasında gruplandırma kullanılmayan modelleri (Osious ve Rojek, 1982, McCullagh, 1985; Copas, 1989; White, 1982; Stukel, 1988) Hosmer-Lemeshow yöntemi ile karşılaştırmıştır. Çalışmada veri sayısının yüksekliği sebebiyle Hosmer-Lemeshow yönteminin başarısız olduğu belirtilmiştir. Bu

sebeple daha önce de belirtildiği gibi gruplandırılmış veya gruplandırılmamış herhangi bir model iyiliği uyumu testinden geçmesi, modelin çalıştığını göstermesi açısından yeterlidir. Bu çalışmada model uyumu iyiliği için Hosmer-Lemeshow ve diğer yöntemler Stata adlı istatistik uygulaması kullanılarak analiz edilmiştir. Bu analiz sonucunda aşağıdaki Şekil 39’da verilen sonuçlara ulaşılmıştır. R kare değerinin 1’e yaklaşması, modelin uyum iyiliğini göstermektedir. Aşağıdaki tabloda yer alan modellerden birinin 0’dan büyük olması model uyumu iyiliğinin geçerli olması için yeterlidir (Allison, 2014).

Tablo 33: Lojistik Regresyon Model Çıktısı

Model Uyumu İyiliği Testi	R² değeri
Adjusted R ²	0,659
White	0,148
Stukel	0,630
Osious	0,149
Copas	0,660

Tabloda görüldüğü gibi Hosmer & Lemeshow haricinde, veri madenciliği kapsamındaki çalışmalarda kullanılabilecek iyilik testleri incelendiğinde modelin her beş teste göre 0’dan büyük değer almıştır. Bu değerler modelin uyum iyiliği için yeterli olduğunu göstermektedir.

Sınıflandırma Tablosunda (Classification Table) ise modelin sınıflandırma performansı ve doğruluğu oransal olarak ifade edilmektedir. LR modelinin tahminleme istatistiki değerlerini görüntülemek için ise Anaysis (d) düğümü kullanılmaktadır. Bu düğümde eğitim ve test verileri için ayrı olarak doğru tahmin sayıları ve oranları, performans değerlendirmesi, Sınıflandırma değerlendirme metriği olarak kullanılan Eğri Altındaki Alan (EAA) bilgileri verilmektedir. Analiz düğümünden elde edilen çıktılar tablo halinde ileride verilecektir.

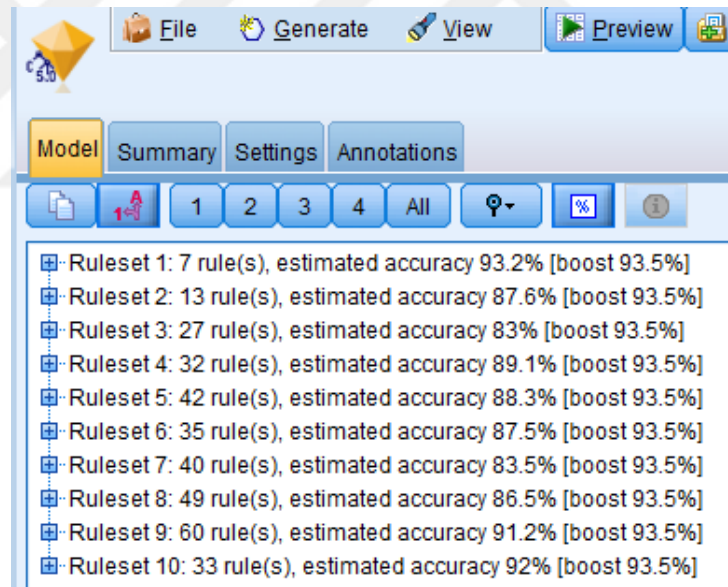
Lojistik Regresyonun sınıflandırma ve EAA tablolarına (Tablo 34) bakıldığında Önerilen Uzman Görüşü ile Ortalama Modelinin doğru sınıflandırması %86,779 olarak bulunmuştur. Standart Ortalama Modelinin (1. Model) doğru sınıflandırma oranının %86,013 ve Kümeleme Ortalama modelinin (2. Model) sınıflandırma oranının %79,464 olduğu görülmektedir. Lojistik Regresyon ile tahmin edilen Uzman Görüşü Ortalama modelinde EAA %92,3 oranında bulunmuştur. Standart Ortalama ve Kümeleme Ortalama EAA değerleri ise sırasıyla %91,1 ve %81,3 olarak bulunmuştur. Burada dikkat çeken bir nokta, Standart Ortalama ile Uzman Görüşü Ortalamaların yakın oranlara sahip olmasıdır. Kümeleme Ortalamada ise oranlar daha düşüktür.

Tablo 34: Lojistik Regresyon ile Analiz Edilen Modellerin Sınıflandırma ve EAA Değerleri

Modeller	Doğru Sınıflandırma	EAA
Standart Ortalama (1. Model)	86,013	0,911
Kümeleme Ortalama (2. Model)	79,464	0,813
Uzman Görüşü ile Ortalama (Önerilen Model)	86,779	0,923

4.2.3. C5.0 Tahmin Tekniği ile Modellerin Analizi

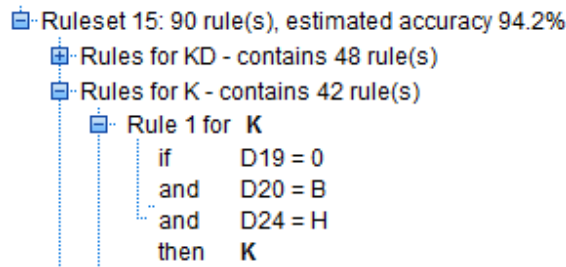
Bu çalışmada kullanılan bir diğer tahmin tekniği olan C5.0, karar ağaçlarının genel yapısını iyileştiren ve daha fazla doğruluk sağlayan bir yöntemdir (Vafeiadis vd., 2015). C5.0 güçlendirme yöntemiyle beraber aşırı uyumun oluşmasını engelleyerek karar ağaçlarının performansını iyileştirmektedir (Bose ve Chen, 2009). C5.0 kullanılarak yapılan tahmin sonuçlarından önce bu yöntemde verilerin değişim olasılıklarını içeren kural setleri oluşturulmaktadır. Bu kural setleri, müşterilerin dönemler içindeki aldıkları sınıflara göre kayıp veya kayıp olmama durumlarına yönelik olasılıkları içeren kural setlerini göstermektedir (Şekil 33).



Şekil 33: C5.0 Sonuçları ve Kural Setleri

Her bir kural setinin altında Kayıp (K) ve Kayıp Olmayan (KD) müşteriler için kurallar oluşturulmuştur. Şekil 34’de kayıp müşteriler için 15. Kural setinin birinci kuralı gösterilmektedir. Eğer bir müşteri, D19 döneminde alışveriş yapmamışsa (0), 20. dönemde B sınıfına (RyFyMd) dahil olacak şekilde sınıflandırılmışsa ve 24. dönemde de H sınıfına (RdFdMd) dahil olacak şekilde sınıflandırılmışsa, bu müşteri ileriki dönemlerde kayıp olacaktır. Bu kurallar, rasgele değil, verinin içinden alınmıştır. Veri içinde bu kurala uyan birden fazla müşteri bulunduğu ve bu şekilde davranan müşterilerin %94,2’si bu

şekilde davrandığı için kayıp olmuştur. %5.8'lik bir müşteri grubu ise bu şekilde davranmasına rağmen kayıp olmamış, alışverişe devam etmiştir. Burada belirli bir şablonu izlediği halde kayıp olmayan müşterilerin bulunması bu yöntemin tam anlamıyla kural seti geliştiremediğini göstermektedir. Buradaki fark bu C5.0 yönteminin doğru kural seti geliştiremediği ve başarısız olduğu kısmı göstermektedir. Fakat bu başarısızlığın olmasına rağmen LR ve YSA'ya göre daha iyi tahmin yaptığı ilerideki analiz sonuçlarında gösterilecektir.



Şekil 34: Örnek C5.0 Kural Seti

C5.0 tahmin tekniğinin modellerdeki doğru sınıflandırma ve EAA değerleri ise aşağıdaki Tablo 35’de verilmiştir.

Modeller	Doğru Sınıflandırma	EAA
Standart Ortalama (1. Model)	88,704	0,916
Kümeleme Ortalama (2. Model)	83,022	0,829
Uzman Görüşü ile Ortalama (Önerilen Model)	89,017	0,931

Tablodaki sonuçlara göre C5.0 tekniği, önerilen model kullanıldığında %89,017 doğru sınıflandırma oranına sahiptir. Yani müşterileri yüksek doğruluk ile sınıflandırmıştır. C5.0 tekniği kullanılan 1. Modelde ise doğru sınıflandırma oranı %88,704 olarak bulunmuştur. C5.0 tekniği ile yapılan 2. Modelin doğru sınıflandırma oranı ise %83,022 olarak diğerlerine göre daha düşük çıkmıştır. Eğri Altındaki Alan oranlarına bakıldığında önerilen modelin EAA değeri (0,931) ve 1. Modelin EAA değeri (0,916) birbirlerine yakındır. 2. Modelin EAA’sı ise 0,829 ile düşük performans göstermiştir.

Bu çalışmada sunulan iki aşamanın birincisine ait tahminler ve sonuçlar gösterilmiştir. Buradan sonra çalışmanın ikinci aşaması olan RFM ve diğer değişkenlerin kullanıldığı modellerin tahminleri ve analizleri gerçekleştirilecektir.

II. AŞAMA

4.3. RFM ile Birlikte Diğer Değişkenlerin Kullanıldığı Modellerin Analizi

Bu kısımda ilk kısımdan ayrı olarak literatürde de görülen tüm değişkenlerin kullanımını içeren analiz gerçekleştirilecektir. Aşağıdaki Tablo 36'da analizde kullanılacak değişkenler sırasıyla belirtilmiştir.

Tablo 36: Analizde Kullanılacak Tüm Değişkenler ve Açıklamaları

Değişken İsmi	Değişken Açıklaması
RFM	Bir müşterinin belirli bir dönemde en son alışveriş zamanı (Recency-R), bu dönemde kaç kez alışveriş yaptığı (Frequency-F) ve bu dönemde yaptığı toplam harcamaları (Monetary-M) içeren RFM sınıflandırmaları
Ürün kategorileri harcamaları	8 temel ürün grubunun (baharat, çerez, kahvaltı, konserve, soslar, şarküteri, temizlik, yağlar) her birinin her dönemdeki harcamaları
Demografik Bilgiler	Müşterilerin cinsiyet, yaş, aile geliri, eğitim durumu, evinde yer alan cihazlar, oturduğu evin durumu gibi demografik bilgiler
Promosyon Bilgileri	İlgili dönemde ürün kategorilerinde promosyon olup olmadığı ve promosyon varsa bir dönemde o üründen kaç kez aldığı

Bu tabloda ilk sırada yer alan ilk RFM değerleri analizde kullanılmadan önce 3 farklı veri biçimine dönüştürülmüştür. Literatürde kayıp çalışmalarında RFM değerlerini önce normalleştirme (normalizasyon) ile aralarındaki rakamsal farkı istatistiki açıdan anlamlı düzeye indirgedikten sonra çeşitli ağırlıklandırmalar ile çarpıp, ortaya çıkan değerleri birbirleri ile toplayan çalışmalar vardır (Ballings vd., 2011; Cho vd., 2013; Cho vd., 2014; Coussement vd., 2014; Hadden, 2008; Hu vd., 2013). Daha önce açıklandığı gibi bu ağırlıklar her bir RFM değerinin eşit olduğu çalışmalar olduğu gibi sektöre göre de farklılık içerebildiğini öne süren çalışmalar da mevcuttur. Bu sebeple bu çalışmada önerilen uzman görüşleri ile ağırlıklar ve her bir RFM değerinin eşit olduğu varsayımını içeren ağırlıklar kullanılmaktadır. Bunlar haricinde ise RFM değerlerini aynen kayıp çalışmalarında kullanan çalışmalar da bulunmaktadır. Böylece üç veri seti ortaya çıkmaktadır. Bunlar ilerideki tablolarda Standart Ortalama (1. Model), Kümeleme Ortalama (2. Model) ve Uzman Görüşü ile Ortalama (Önerilen Model) şeklinde gösterilecektir.

Bu kısımdan sonra sırasıyla bu üç verinin de kullanılacağı aşamalar gösterilecektir. Öncelikle üç ayrı verinin analizde kullanılmadan önce ön hazırlığı için Modeller arayüzüne gerekli uygulamalar eklenmiştir.

Ön hazırlık aşamaları sırasıyla şu şekildedir:

- 1- Önce Modeler programına verilerin aktarılması için MS Excel düğümü (node) eklenir. Sonrasında kullanılacak veri seçilir. Çalışmamızda standart ortalama ile elde edilen, kümeleme ile elde edilen ve uzman görüşü ile elde edilen ortalamaların oluşturduğu sınıfları içeren üç ayrı model olduğunu belirtmiştik.
- 2- Bölme (Partition) aşamasında daha önceden veride ayırdığımız İstanbul ve Ankara verileri, eğitim ve test verileri olarak ayrılmıştır. İstanbul verisin eğitimde, Ankara verisinin ise testte kullanılacaktır.
- 3- Tür (Type) aşamasında verilerdeki değişkenlerin türleri özelliklerine göre belirlenecektir. RFM değerleri, ürün kategorisinde yapılan harcamalar, promosyon zamanında kaç kere alışveriş yapıldığı gibi bilgiler sürekli değişken türünde kabul edilmektedir. Demografik bilgiler içinde yer alan ve müşteride olup olmadığı bilgisi yer alan değişkenler ile belirli dönemde promosyon olup olmadığı bilgileri ve müşterinin kayıp olup olmama durumu var/yok, evet/hayır gibi değer içerdiklerinden “Flag” olarak belirlenmiştir. Flag, kategorik değerler alan değişkenler için seçilmektedir. Demografik bilgiler içinde yer alan Gelir, Hane Halkı sayısı, Eğitim Durumu değişkenleri sıralı (Ordinal) olarak belirlenmiştir. Müşterinin Mesleği, Nerede Çalıştıkları ve Evin Hangi Türde olduğu bilgilerini içeren değişkenler ise Nominal olarak belirlenmiştir. Ayrıca bu düğümde veride yer alan değişkenlerin rolleri de belirlenmektedir. Müşteri kimlik bilgilerinin türü ne olursa olsun rol olarak Record ID olarak belirlendiğinden analizde girdi olarak değil Kayıt Tanımlama Değeri olarak analizde etkisi olmayacaktır. Hedef olarak müşterinin kayıp olup olmama durumu da bu düğümde Hedef (Target) olarak belirlendiği ve ikili değer içerdiği için Flag türünde yer almaktadır. Diğer tüm değişkenler ise Girdi (Input) olarak türünde belirlenmiştir.
- 4- Bu aşamada hangi verilerin modele eklenip analizde kullanılacağını belirlemek için veri filtreleme (Filter) düğümü kullanılmıştır. Çalışmanın bir diğer amaçlarından biri de promosyon bilgilerinin müşterinin kayıp olup olmama durumuna etkisi incelenmesidir. Bu sebeple veri bu aşamada iki kısma ayrılacak ve promosyon bilgilerini içeren model ve promosyon bilgilerini içermeyen model ortaya çıkacaktır.

- 5- Beşinci aşama veri madenciliğinde önemli bir yere sahip olan Özellik Seçimi Modülünü içermektedir. Bu modülde girdi değişkenlerinin ve hedefi etkilemekte önemi olup olmadığı belirlenir. Özellik Seçiminde ayrıca eksik verileri, belirli orandan fazla olan aynı değerlere sahip sütunları da analizden çıkartır. Veri madenciliğinde kullanılan tahmin tekniklerinin doğruluk ve isabet oran performansını arttıran, hesaplama yükünü azaltan ve modellerin aşırı öğrenmeyi engellemek için kullanılan bu yöntemde doğrusal olarak ilişkili değişkenler arasındaki ilişkinin derecesini ölçmek için en yaygın kullanılan Pearson Korelasyonu ölçütü kullanılmaktadır.

IBM Modeler programında yer alan tüm aşamaları, tekniklerin detaylı arayüzlerinin incelenmesi ve modellerin analiz süreçlerinin gösterimleri çalışmanın sonunda EK1’de verilmiştir.

Çalışmanın ikinci aşamasında RFM değişkenlerinin yanı sıra demografik ve promosyon bilgilerinin de ekleneceği belirtilmişti. Böylelikle üç farklı sonuç tablosu ortaya çıkmaktadır. Bunlar;

- Sadece RFM değişkenlerinin kullanıldığı modeller
- RFM değişkenleri ile beraber demografik değişkenlerin kullanıldığı modeller
- Yukarıdakilere ek olarak promosyon bilgilerinin de eklendiği modeller

Sadece RFM kullanılan modellere ait tahmin sonuçları Tablo 28, Tablo 33 ve Tablo 34’te gösterilmiştir. Bu tablolar, RFM ve diğer değişkenleri de içeren diğer modellerle birlikte Tablo 39’da gösterilecektir.

Tablo 36’da RFM değişkenlerinin yanı sıra demografik değişkenler ve promosyon değişkenlerinin eklendiği tahmin sonuçları verilmiştir.

Tabloda göze çarpan ilk sonuçlar, promosyon verisi eklenen modelin, promosyon eklenmemiş modelere göre daha iyi tahmin oranına, genel performansa ve Eğri Altındaki Alan oranına sahip olduğunu göstermektedir. Buradan yola çıkıldığında promosyon verilerinin modele eklenmesinin model başarısını arttırdığı görülmektedir. Tabloda diğer bir fark da C5.0 tekniğinin Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağlarına göre daha başarılı olduğudur. Lojistik Regresyon’un Yapay Sinir Ağlarına göre daha başarılı olduğu da görülmektedir. Tablonun üst kısmında eğitim verisi, alt kısmında ise kullanılan tekniklerin eğitim verisinden öğrendiği bilgileri uygulayacağı test verisi görülmektedir. Eğitim verisini analiz eden makine öğrenmesi tekniklerinin öğrendiği bu bilgiler, test

verisi üzerinde uygulanır. Bir modelin performansı ve doğru sınıflandırması için eğitim verisi değil test verisine bakılır. Eğitim verisi sadece makine öğrenmesi tekniklerinin çalışması için ön aşama için gereklidir. Test verisi ise makineye öğretilen eğitim verisinden hareketle, veriyi analiz eder ve tahmin sonuçları üretir. Bu sebeple tabloda kullanılan değişkenlerin ve modellerin performansları için test verisinde verilen sonuçlara bakmak gerekmektedir.

Tablo 37'ye bakıldığında standart RFM ortalama kullanılan (1. Model) ve hem demografik hem de promosyon değişkenlerinin eklendiği modellerin sonuçları verilmiştir. Test verisinin sonuçları incelendiğinde C5.0'ın LR ve YSA'ya göre daha iyi sonuç ürettiği görülmektedir. Tüm tahmini tekniklerinde promosyon bilgisinin eklenmesiyle daha iyi performans sonuçları alındığı gözlemlenmektedir. Tablo 38'de ise kümeleme ile RFM ortalama (2. model) kullanılan ve hem demografik hem de promosyon değişkenlerinin eklenmesiyle gerçekleşen tahmin sonuçları verilmiştir. Kümeleme ile RFM ortalama modelinin standart RFM ortalama ve uzman görüşü ile ortalama modellerine göre daha başarısız olduğu birinci aşamada gösterilmişti. Aynı şekilde ikinci aşamada da kümeleme ile RFM ortalama modeli benzer sonuç vererek düşük performans göstermiştir.

Tablo 37: Standart Ortalama ile RFM ve Diğer Değişkenleri İçeren Modelin Analiz Sonuçları

STANDART RFM ORTALAMA İLE YAPILAN SINIFLANDIRMA VE DİĞER DEĞİŞKENLERİ İÇEREN MODEL (1. Model)		Demografik Değişkenlerin Eklendiği, Promosyon Verisinin Eklenmediği Model			Demografik Değişkenlerle birlikte Promosyon Verisi Eklenmiş Model		
		LR	C5.0	YSA	LR	C5.0	YSA
EĞİTİM VERİSİ	MÜŞTERİ DURUMU Doğru Tahmin Oranı	%91.81	%93.27	%90.07	%91.3	%93.53	%90.58
	MÜŞTERİ DURUMU Yanlış Tahmin Oranı	%8.19	%5.73	%9.93	%8.7	%1.38	%9.42
	Eğri Altındaki Alan Yüzdesi	0.946	0.966	0.931	0.941	0.969	0.940
STANDART RFM ORTALAMA İLE YAPILAN SINIFLANDIRMA VE DİĞER DEĞİŞKENLERİ İÇEREN MODEL (1. Model)		Demografik Değişkenlerin Eklendiği, Promosyon Verisinin Eklenmediği Model			Demografik Değişkenlerle birlikte Promosyon Verisi Eklenmiş Model		
		LR	C5.0	YSA	LR	C5.0	YSA
TEST VERİSİ	MÜŞTERİ DURUMU Doğru Tahmin Oranı	%88.76	%92.09	%88.91	%89.64	%92.99	%88.89
	MÜŞTERİ DURUMU Yanlış Tahmin Oranı	%11.24	%7.91	%11.09	%10.36	%7.01	%11.11
	Eğri Altındaki Alan Yüzdesi	0.925	0.955	0.925	0.932	0.954	0.929

Tablo 38: Kümeleme Ortalama ile RFM Sınıflandırmaları ile Diğer Değişkenleri İçeren Modelin Analiz Sonuçları

KÜMELEME ORTALAMA İLE RFM SINIFLANDIRMALARI İLE DİĞER DEĞİŞKENLERİ İÇEREN MODEL (2. Model)		Demografik Değişkenlerin Eklendiği, Promosyon Verisinin Eklenmediği Model			Demografik Değişkenlerle birlikte Promosyon Verisi Eklenmiş Model		
		LR	C5.0	YSA	LR	C5.0	YSA
EĞİTİM VERİSİ	MÜŞTERİ DURUMU Doğru Tahmin Oranı	%70.12	%77.47	%63.72	%70.04	%79.16	%63.32
	MÜŞTERİ DURUMU Yanlış Tahmin Oranı	%29.88	%22.53	%36.28	%29.96	%20.84	%36.68
	Eğri Altındaki Alan Yüzdesi	0.759	0.828	0.647	0.759	0.853	0.629
KÜMELEME ORTALAMA İLE RFM SINIFLANDIRMALARI İLE DİĞER DEĞİŞKENLERİ İÇEREN MODEL (2. Model)		Demografik Değişkenlerin Eklendiği, Promosyon Verisinin Eklenmediği Model			Demografik Değişkenlerle birlikte Promosyon Verisi Eklenmiş Model		
		LR	C5.0	YSA	LR	C5.0	YSA
TEST VERİSİ	MÜŞTERİ DURUMU Doğru Tahmin Oranı	%68.6	%73.98	%64.11	%68.58	%74.05	%62.30
	MÜŞTERİ DURUMU Yanlış Tahmin Oranı	%31.4	%26.02	%35.89	%31.42	%25.95	%37.70
	Eğri Altındaki Alan Yüzdesi	0.726	0.783	0.643	0.726	0.791	0.618

Tablo 39’da Uzman Görüşü ile elde edilen RFM ortalamaları (önerilen model) içeren ve hem demografik değişkenlerin hem de promosyon bilgilerinin eklendiği model ve uygulandıkları tekniklerin sonuçları görülmektedir. Promosyon verisinin eklendiği modelin her üç teknik sonuçlarına bakıldığında, promosyon verilerinin eklenmediği modele göre daha yüksek Eğri Altındaki Alan Oranına ve daha yüksek doğru tahmin oranına sahip olduğu görülmektedir. Yine C5.0’ın Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağlarına göre daha başarılı olduğu da görülmüştür. Modellerin genel karşılaştırması yapılacak olursa Uzman Görüşü ile RFM değerlerinin kullanıldığı model ile RFM analizinde herhangi bir ağırlıklandırma yapılmadan kullanılan RFM modelinin birbirlerine yakın sonuçlara sahip olduğu görülmektedir.

Promosyon verileri eklenmiş modellerin, promosyon eklenmeyen modellere göre daha iyi tahmin oranına sahip olduğu ve daha iyi sınıflandırma performansı gösterdiği ortaya çıkmıştır. Uzman Görüşü ile Belirlenen Önerilen Model ile 1. Model birbirlerine yakın sonuçlara sahip olduğu görülmektedir. Kullanılan modellerin farklılığına göre birbirlerine karşı üstünlük sağladıkları görülmektedir. Fakat kümeleme ortalaması ile RFM sınıflandırma modelinin her koşulda geri kaldığı görülmektedir.

Tablo 39: Uzman Görüşü ile RFM Sınıflandırmaları ve Diğer Değişkenleri İçeren Modelin Analiz Sonuçları

UZMAN GÖRÜŞÜ ORTALAMA İLE RFM SINIFLANDIRMALARI İLE DİĞER DEĞİŞKENLERİ İÇEREN MODEL (Önerilen Model)		Demografik Değişkenlerin Eklendiği, Promosyon Verisinin Eklenmediği Model			Demografik Değişkenlerle birlikte Promosyon Verisi Eklenmiş Model		
		LR	C5.0	YSA	LR	C5.0	YSA
EĞİTİM VERİSİ	MÜŞTERİ DURUMU Doğru Tahmin Oranı	%92.99	%93.41	%88.79	%92.99	%93.60	%91.59
	MÜŞTERİ DURUMU Yanlış Tahmin Oranı	%7.01	%6.59	%11.21	%7.01	%6.40	%8.41
	Eğri Altındaki Alan Yüzdesi	0.972	0.974	0.945	0.972	0.974	0.964
UZMAN GÖRÜŞÜ ORTALAMA İLE RFM SINIFLANDIRMALARI İLE DİĞER DEĞİŞKENLERİ İÇEREN MODEL (Önerilen Model)		Demografik Değişkenlerin Eklendiği, Promosyon Verisinin Eklenmediği Model			Demografik Değişkenlerle birlikte Promosyon Verisi Eklenmiş Model		
		LR	C5.0	YSA	LR	C5.0	YSA
TEST VERİSİ	MÜŞTERİ DURUMU Doğru Tahmin Oranı	%91.03	%92.40	%87.86	%91.08	%93.53	%89.43
	MÜŞTERİ DURUMU Yanlış Tahmin Oranı	%8.97	%7.60	%12.14	%8.92	%7.47	%10.57
	Eğri Altındaki Alan Yüzdesi	0.958	0.965	0.937	0.958	0.966	0.950

Standart ortalamanın olduđu birinci model ile önerilen uzman görüşüne dayalı ikinci model arasındaki farkın az olması, birbirleri yerine kullanılmasını gerektirmemektedir. Çünkü firmaların milyonlarca müşterisi düşünüldüğünde, yüzdesel olarak ufak farkların, binlerce müşteriye denk olduđu bunun da maddi olarak önemli bir fark yaratacağı bilinmelidir. Bu çalışmada verinin elde edildiğı süpermarket zincirinin toplam müşteri sayısı 4 milyonun üzerindedir. Bu müşterilerin yüzde bir oranında doğru olarak kayıp olarak belirlenmesi, 40 bin müşteriden fazlası anlamına gelmektedir. Bir ailenin aylık mutfak giderlerinin 2500 TL'yi geçtiğı (BİSAM, 2021) ve bu ailelerin ihtiyaçlarının %20'sini süpermarketten karşıladığı varsayımı düşünüldüğünde aylık 500 TL süpermarket harcaması ortaya çıkmaktadır. 40 bin kişiye ait harcama tutarı ise firmaya göre aylık 20 milyon TL'lik bir geliri ifade etmektedir. Bu rakam karlılık ve ileriki dönemlerde aynı müşteri grubundan elde edilecek potansiyel gelir ve karlılık düşünüldüğünde azımsanmayacak kadar yüksek bir tutardır. Süpermarketten yapılan alışveriş oranının %20'den daha yüksek seviyelere çıkması beraberinde gelir ve karlılığı da arttıracaktır.

Tablo 40'da birinci ve ikinci aşamada yer alan tüm modellerin genel performansları doğruluk oranı ve EAA ile birlikte verilmektedir. Sadece RFM değişkenlerinin kullanıldığı modele bakıldığında standart ortalama (1. Model) ile uzman görüşü ile ortalama (Önerilen Model) birbirlerine yakın doğruluk oranı almışlardır.

Uzman görüşü ile gerçekleşen ortalama değerleri içeren modeller kullanılan YSA, LR ve C5.0 tekniklerinde daha iyi doğruluk oranına ve eğri altındaki orana sahiptirler. Kümeleme ortalaması ile yapılan analizlerin sonuçları diğer iki modele göre oldukça düşüktür. Standart ortalama ve Uzman görüşü ortalamanın birbirlerine çok yakın performans gösterdiği de açıktır. Oransal açıdan düşük sayılan bu farklılık, müşteri portföyünde karlılık açısından önemli olacaktır. Ayrıca kullanılan tekniklerin performans değerleri açısından C5.0'ın LR ve YSA'na göre daha iyi doğruluk ve EAA oranına sahip olduğu da görülmektedir.

Tablo 40: İki Aşamada Yer alan ve İçerdiği Değişkenlere Göre Modellerin Performans Genel Sonuçları

Değişkenler	Tahmin Teknikleri	Doğruluk Oranı ve EAA		
		1. Model	2. Model	Önerilen Model
RFM Değişkenleri	YSA	82,517 – 0,888	74,830 - 0799	82,761 - 0,893
	LR	86,013 - 0911	79,464 – 0,813	86,779 – 0,923
	C5.0	88,704 – 0,916	83,022 – 0,813	89,017 – 0,923
RFM Değişkenleri Demografik Bilgiler	YSA	88,91 – 0,925	64,11 – 0,643	87,86 – 0,937
	LR	88,76 – 0,925	68,6 – 0,726	91,03 – 0,958
	C5.0	92,09 – 0,955	73,98 – 0,783	92,40 – 0,965
RFM Değişkenleri Demografik Bilgiler Promosyon Bilgileri	YSA	88,89 – 0,929	62,30 – 0,618	89,43 – 0,950
	LR	89,64 – 0,932	68,58 – 0,726	91,08 – 0,958
	C5.0	92,99 – 0,954	74,05 – 0,791	93,53 – 0,966

Tablo 40’a bakıldığında promosyon verilerinin dahil edildiği ve YSA, LR ve C5.0 tekniklerinin kullanıldığı modellerin performansı, promosyon verilerinin dahil edilmediği modellerden daha iyidir. Promosyon verileri eklendiğinde tüm modellerin performansında anlamlı bir artış olmaktadır.

Ayrıca, uzman görüşü ile belirlenen RFM değişkenlerinin promosyon verisinin eklendiği veya eklenmediği modellerde anlamlı bir etki yaparak performansı geliştirdiği ve daha doğru bir sınıflandırma yaptığı görülmektedir. RFM değerlerinin standart olarak hesaplamaya dahil edildiği modellerinin de uzman görüşünden düşük fakat yakın bir performansa sahip olduğu görülmektedir. Oran açısından bakıldığında düşük olan bu fark firmanın müşteri portföyü için değerli ve anlamlı bir farklılık anlamına gelmektedir. Bu farkın az olmasının getireceği karlılık daha önce belirtilmişti, ayrıca müşteri ilişkileri yönetiminde sadece karlılık değil uzun süreli firma-müşteri ilişkisi beklenir, çünkü mevcut müşterinin kaybindan gelecek maliyet ve kaybedilecek potansiyel karlar söz konudur (Kumar ve Reinartz, 2012).

Tüm modellerde kullanılan teknikler dikkate alındığında C5.0 tekniğinin, genel anlamda çok daha iyi doğruluk oranına sahip olduğu ve daha iyi sınıflandırma yaptığı tablodan görülmektedir. Literatürde de C5.0’ın büyük verileri içeren analizlerde daha iyi sonuç verdiği belirtilmişti. Burada da bu veride bu çıkarımın gerçekleştiği görülmektedir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Günümüzde her sektörde yaşanan yoğun rekabet sonrası firmalar hayatta kalabilmek için çeşitli stratejiler geliştirmekte ve çeşitli uygulamalar kullanmaktadırlar. Her firma için tek kaynak müşterileridir. Müşterilerinin memnun olduğu ve bağlı kaldığı firmalar sektördeki rekabetin etkisini çok hissetmemekte, varlığını sürdürmektedir. Müşterilerinin memnuniyetini arttırarak onları kendilerine bağlamayı düşünen firmalar müşteri ilişkileri yönetimi kapsamında her atılımı gerçekleştirmek zorunda kalmaktadırlar. Müşterinin doğum tarihinin hatırlanıp, mesaj ve hediye göndermek gibi en basit uygulamadan müşterinin ürün ve hizmet hazırlama sürecine dahil edilmesi gibi paylaşımcı uygulamalara kadar stratejiler bulunmaktadır. Müşteri analitiği için verinin toplanması, işlenmesi ve analiz edilmesi gibi aşamalar günümüz rekabetinde zorunluluk haline gelmiştir. Bazı firmalar veri toplamayı gözlem, görüşme ve anket yollarıyla yapmakta, teknolojiyi takip eden ve yenilikleri benimseyen firmalar ise sadakat kartları, sosyal medya, internet siteleri gibi mecralardan bilgi toplamakta, müşterilerin geri bildirimleri ve istekleri ile üretim hattını, pazarlama stratejilerini ve tasarımlarını biçimlendirmektedirler.

Her sektörde bu uygulamalar farklı olmakla beraber perakende sektöründe müşteriden bir adım önde olmak firmanın hayati amaçlarından biri olmaktadır. Firmalar için müşterilerini tanımak sadece mal/hizmet farklılaşması değil aynı zamanda yönetim ve strateji hattında da değişiklikler yapmayı beraberinde getirmektedir. Müşteri beklentilerini, geri dönütlerini iyi yöneten firmalar pazardaki paylarını hem korumakta hem de arttırmaktadırlar. Müşterilerinin ne yaptığı, ne aldığı, hangi sürelerde alışveriş yaptığı gibi küçük ama anlamlı bilgiler sayesinde perakende sektörü firmaları rekabet ortamında yerini sağlamlaştırabilmektedirler.

Müşterilerin satın alma davranışlarının belirlenmiş olması firmaya, rekabet içinde olduğu diğer firmalara göre avantaj sağlamaktadır. Müşterilerin perakende sektöründe faaliyet gösteren tüm diğer süpermarketlerden alışveriş yapma olasılığı her zaman vardır. Çünkü süpermarket alışverişlerinin bir kısmının plansız yapıldığı bilinmektedir. Müşterilerin bir kısmı ise sadece sadakat kartına sahip oldukları süpermarketlerden alışveriş yapmayı tercih etmektedirler. Yine de bu müşterilerin de başka firmalardan bazı ürünleri almalarına engel olmamaktadır. Cep payı denilen (share of wallet) bu kavrama göre

müşteri temizlik ile ilgili ihtiyaçları ile gıda ihtiyaçlarını farklı süpermarketlerden yapabilmektedirler. Müşterilerin bu şekilde davranmalarının sebepleri farklı olabilmektedir. Bir kısmı kalite arayışında iken bir kısmı fiyat konusunda ucuzunu tercih etmektedir. Firmaların anlaşmaları gereği farklı tedarikçilerle çalışması yüzünden müşteriler farklı firmaların da müşterileri olmaktadır. Bu müşterileri gibi binlerce müşteriyi analiz eden firmalar, bu müşterilere yönelik strateji ve pazarlama çabaları geliştirdiğinde ve müşterileri kazandıklarında diğer firma için bu müşteriler kayıp olmaktadır. Müşterilerin davranışlarında anlık değişimlerin zor olduğu düşünüldüğünde kayıp olan müşterinin geri gelme olasılığının düşük olduğu bilinmektedir. Bu yüzden müşteri kaybeden firma, bu müşterilerinin yerini doldurmak zorunda kalmakta bu da daha önce bahsedildiği gibi 5 ile 25 kata kadar bir maliyet getirecektir. Bu sebeple müşterilerini daha iyi tanıyan firmaların daha doğru pazarlama faaliyetleri yapması olasıdır.

Müşteriden sadece anket, gözlem ve mülakat ile alınan veriler müşteriyi tanımlamak ve tanımak için yeterli değildir. Müşteri sosyal bir varlık olduğundan, toplum içindeki rollerine göre alışveriş davranışları şekillenebilmektedir. Bu yüzden müşterinin davranışlarının dışarıdan sürekli izlenmesi gerekmektedir. Bu konuda özellikle süpermarket firmaları sadakat kartları geliştirmişler, müşterilere ucuzluk ve kolaylık sağlayan bu kartlardan elde ettikleri anlamlı verileri kullanmaktadırlar.

Pazarlama araştırmaları günümüzde müşteri analitiği ve veri madenciliği üzerinde yoğunlaşmaktadır. Bu çalışmada müşteri analitiği ve veri madenciliği kapsamında, müşterilerin sınıflandırmasını ve sonrasında tahmin teknikleri ile gelecekte müşteri tahminini içeren bir yöntem sunulmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, perakende sektöründe faaliyet gösteren süpermarketlerin müşteri analitiği kapsamında, müşteri verilerini sınıflandırma yöntemi ile doğru şekilde sınıflandırmak, bunu yaparken de süpermarket yöneticilerinin tecrübelerine dayanan hesaplamaları kullanmak ve bu bilgiler ışığında gelecek hakkında müşterilerin kaybını tahmin etmek için bir yöntem önerisi sunmaktır. Bu sebeple bu çalışma şu aşamalardan meydana gelmektedir:

- Pazarlama yöneticilerinin tecrübelerinin hesaplamalarda kullanılması amacıyla AHP tabanlı bir anket çalışması

- Müşterilerin verilerinin elde edilmesi, temizlenmesi ve veri madenciliği uygulamaları için işlenmesi
- Veri madenciliği teknikleri kullanılarak analiz süresince ve gelecekte doğru sınıflandırma ve kayıp müşteriler için tahminleme yapılması

Çalışmada yer alan araştırma soruları sırasıyla açıklanacaktır.

Uzmanlar tarafından verilen tutarlı yanıtlara göre her iki aşamada gerçekleştirilen sonuçlara bakıldığında uzman görüşü ile desteklenen RFM ortalama modelinin standart ortalama (birinci model) ve kümeleme ile ortalama (ikinci model) modellerine göre LR, YSA ve C5.0 tekniklerinde daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Çalışmanın birinci aşamasında sadece RFM değişkenleri ve bu değişkenlerle sınıflandırma yapılmıştır. RFM hızlı, güvenilir ve uygulanması kolay bir yöntem olduğundan ortaya çıkan analiz sonuçları tatmin edici kabul edilebilir. Burada önemli olan uygun tahmin tekniğinin kullanılmasıdır. Bu çalışmada C5.0, LR ve YSA'ya göre daha iyi sonuçlar üretmiştir. Ayrıca uzman görüşünün kullanıldığı RFM sınıflandırmasının da diğer iki modele göre daha iyi performans gösterdiği bulunmuştur. Modelin ikinci aşamasında RFM değişkenlerinin yanı sıra demografik değişkenler de eklenerek analiz yapılmıştır. Demografik değişkenlerin eklenmesi ile modellerin performansı artmış ve daha isabetli müşteri tahminleri yapılmıştır. Buradan hareketle demografik değişkenlerin müşteri kaybının tahmininde faydalı olduğu görülmektedir.

İkinci aşamada RFM ve demografik değişkenlere ek olarak promosyon zamanlarında müşterilerin alışveriş hareketlilikleri de modellere eklenmiştir. Promosyon verilerinin eklenmesi ile modellerin genel performanslarını arttırdığı görülmüştür. Buradan hareketle ödeme yöntemi, alışveriş saatleri, alışveriş günleri gibi farklı değişkenlerin eklendiğinde daha iyi performans sağlayacağı sonucu çıkarılabilir. Bu gelecek çalışmaları için tartışma konusu yapılabilir.

Çalışmada her iki aşamada da kullanılan tüm modellerde C5.0'ın daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. Veri madenciliğinde bu yöntemin etkili olduğu çalışmalar bulunmaktadır (Ersöz, 2015; Ha, 2007; Vafeiadis vd, 2015).

Uygulama sürecinde pazarlama yöneticilerinin görüşlerini almak amacıyla bir eposta düzenlenmiş ve başta İstanbul, Ankara ve İzmir olmak üzere, genellikle perakende

zincirinde görev yapan 62 pazarlama yöneticisine gönderilmiştir. Yöneticilerden bir müşterinin sadakatini, bağlılığını ve aynı zamanda kaybını gösteren basit ama yönetmesi ve uygulaması kolay olan RFM analizindeki üç kavramın birbirleriyle olan ilişkisini karşılaştırarak sorulara yanıt vermesi istenmiştir. Yöneticilerden RFM analizinde yer alan bir müşterinin gelme sıklığı, harcama tutarı ve en son alışveriş yaptığı zamanı gösteren bu üç kavramın birbirine olan göreceli üstünlüklerini kendi tecrübelerine dayanarak cevaplamaları istenmiştir. Yöneticilerin verdikleri cevaplar da kavramlar arasındaki göreceli üstünlükleri tespit etmekte kullanılan, Analitik Hiyerarşi Süreci yöntemiyle analiz edilmiş ve ondokuz cevabın tutarlı ve hesaplama için kullanılabilir olduğu belirlenmiştir. Pazarlama yöneticilerine başvurulmasının sebebi, müşteri kaybı çerçevesinde sık kullanılan RFM analizinin yapıldığı çalışmalarda, bu üç değişkenin ya verinin kendi içindeki standart ortalamaları ya da her değişkenin aynı derecede önemli olduğu varsayımıyla genel bir ortalama kullanılmaktadır. Her çalışmada farklı ortalamaların ortaya çıkması mümkün olduğu gibi, RFM değişkenlerinin ortak ele alınması da ilgili sektörü temsil etmekte zorlanacağı belirtilmektedir. Bu sebeple uzman görüşünün standart RFM ortalaması veya çalışılan veri üzerinden RFM ortalamasının bulunduğu ve böyle sınıflandırmaların yapıldığı çalışmalardan daha iyi sınıflandırma sunacağı düşüncesi literatürde belirtilmiştir (Jahromi, Stakhovych ve Ewing, 2014; Liu ve Shih, 2005; Tamaddoni vd., 2017). Bu sebeple bu çalışmada süpermarket sektöründe uzman görüşüne başvurularak, veriye odaklı değil tecrübeye odaklı bir veri madenciliği çalışmasının yapılmasına gerek duyulmuştur. Analiz bulgularına bakıldığında gerek sadece RFM kullanılan modellerde veya RFM ile birlikte diğer değişkenlerin de kullanıldığı modellerde uzman görüşü ile yapılan yöntemlerin daha iyi bir sınıflandırma yaptığı ve diğer yöntemlere göre daha yüksek doğruluk oranına sahip olduğu görülmüştür. Sadece RFM kullanılan çalışmalarda uzman görüşünün kullanıldığı önerilen model, standart ortalama kullanılan birinci modele göre yüksek fakat yakın performans göstermiştir. Kümeleme ortalaması kullanılan ikinci modelde YSA, LR ve C5.0 tekniklerinin sınıflandırma ve doğruluk oranları birinci ve önerilen modele göre daha düşük çıkmıştır. Kümeleme ortalaması ile yapılan modelin hem standart hem de uzman ortalamasına göre %7 - %8 arasında düşük sınıflandırma ve doğruluk oranına sahip olduğu belirlenmiştir. Bu sebeple veri setinde kümeleme algoritmalarının kullanılmasının uygun bir yöntem olmayacağı ortaya çıkmıştır. Uzman görüşünün

kullanıldığı modeller genel olarak en başarılı performansı göstermişlerdir.

Çalışmada cevabı aranan ikinci soru da bir önceki soruda sıkça bahsedilen RFM analizinin tek başına kullanımının, müşterilerden elde edilen demografik değişkenler, satın alma bilgileri ve promosyon bilgilerini içeren kapsamlı veri setine sahip analizden daha iyi sınıflandırma ve tahmin sonucu verip veremeyeceğini belirlemektir.

Tablo 40’da sunulan sonuçlara göre sadece RFM kullanılan modellerin Yapay Sinir Ağları, Lojistik Regresyon ve C5.0 teknikleri ile iyi oranda sınıflandırma ve doğruluğa sahip olduğu belirtilmiştir. Fakat diğer değişkenlerin eklendiği modellerin sınıflandırma ve doğruluk oranları anlamlı bir farklılık göstermektedir. Buradan hareketle literatürde RFM değişkenlerinin kullanımı kolay, analizi hızlı olması sebebiyle tek başına kullanılması yeterli bir çıkarım için tercih edilebileceği, fakat müşteri sayısı çok olan ve rekabetin yoğun olduğu sektörlerde demografik verilerin de analize eklenmesi gerektiği ortaya çıkmaktadır. Süpermarket sektöründe de özellikle milyonlarca müşterisi olan zincir marketlerde sınıflandırma ve doğruluk oranlarında yapılacak küçük iyileştirmelerin, süpermarkete karlılık ve sektörel pazar payı açısından faydası olacaktır.

Diğer soru da müşterilerin, promosyon zamanlarında yaptıkları alışveriş bilgisinin veri analizinde kullanılmasın da daha isabetli bir sınıflandırma ve daha yüksek bir doğruluk oranını tespit edip etmemesine yönelikti. Çalışmanın bulgularına göre promosyon yapıldığında elde edilen müşteri bilgilerinin analize eklenmesi ile tüm yöntemler en az %1’lik bir performans artışı göstermişler ve daha iyi sınıflandırma ve doğruluk oranına sahip olmuşlardır.

Çalışmada yanıtı aranan son soru da müşteri sadakati ve müşteri kaybı çalışmalarında sıklıkla kullanılan YSA, LR ve C5.0 yöntemlerinden hangisi veya hangilerinin süpermarket sektöründe daha başarılı performansa sahip olduğunu bulmaktır. Bu çalışmada hem eğitim hem de test verisi içinde yer alan binlerce kişinin ve yüzlerce değişkenin kullanıldığı modellerde C5.0’ın çok daha iyi sonuçlara sahip olduğu, daha iyi sınıflandırma yaparak kayıp müşterileri ve kayıp olmayan müşterileri isabeti yüksek olarak tespit ettiği görülmektedir. Literatürde de belirtildiği gibi satır ve sütun değerlerinin çok olduğu veri setlerinde C5.0 tekniği diğer tekniklere göre daha iyi performans göstermiştir. Yapay Sinir Ağları tekniği ise daha düşük bir performans sergilerken, Lojistik Regresyon tekniği de C5.0’in performansından daha az, Yapay Sinir

Ağları tekniğine göre ise daha yüksek performans göstermiştir.

Çalışmada ortaya çıkan sonuçlardan biri de sekiz ayrı sınıfa dönüştürülen RFM değişkenleri ve kayıp olan müşteriler ile sadık olan müşterilerin belirli şablonları izlediği görülmüştür. Kayıp olan müşterilerin belirli şablonlar içinde davranmasını ortaya çıkaran C5.0 tekniği, benzer davranış gösteren henüz firmayı bırakmamış müşterilerin belirlenmesi için faydalı sonuçlar çıkarmıştır. Özellikle kayıp olma oranlarına bakıldığında, kayıp müşterilerin son geliş zamanları arasındaki uzaklık, satın alma sıklığının çok düşmesi, harcama tutarlarının tek haneleri düşmesi gibi benzer şablonlar halinde davranmaları gözle görülür bir sonuçtur. Özellikle iyi bir müşteri gibi sık gelen, yüksek alışveriş harcaması yapan müşterilerin zaman içinde anlık veya azalan oranda değişen alışveriş davranışları ile sonuçta kayıp olması gibi bilgilerin diğer sadık müşterilere uygulanması kaçınılmaz olmaktadır. Çünkü firma için anlaşmasız olan müşterilerini tanımaları için kayıp müşteri bilgisine sahip olmaları da gerekmektedir. Mevcut müşterilerini elde tutmak için çabalayan firmaların bu kayıp müşteri analizlerini sürekli yapmaları gerekmektedir.

Çalışmada sadece kayıp olan müşteriler için değil sadık müşterilerin de satın alma davranışları şablonlar halinde gözükmemektedir. Özellikle yüksek harcama yapan sık gelen ve zaman olarak en yakın zamanda alışveriş yapan müşterilerin varlığı firma için artı değerdir. Bu müşterilerin de davranışları analiz edilerek bulundukları sınıflar incelenmiş, bu sınıflardaki müşterilerin sadakat ve kayıp oranları çıkartılmıştır.

Akademik Faydalar

Bu çalışmada önerilen uzman görüşünün sınıflandırma ve gelecek tahminlerindeki başarısı akademik fayda olarak değerlendirilmelidir. Özellikle sektörel farklılıkların ve müşteri davranışlarındaki değişikliği en iyi gözlemleyen kişilerin alanlarında tecrübe sahibi olan o sektördeki uzmanların görüşlerinin akademik çalışmalara adapte edilip müşteri kayıp yönetimi çalışmalarında ve analizlerinde daha gerçekçi ve olumlu sonuçlar alacağı öngörülmektedir.

RFM tabanlı sınıflandırma kullanılan müşteri kayıp yönetimi modellerinde kullanılan veri setlerinden elde edilen sınıflandırmaların sadece o veri setini tanımlayacağı belirtilebilir. Sektörel anlamda ilgili sektördeki müşterilerin alışveriş davranışlarının

farklı olacağı (Safari, Safari ve Montazer, 2016; Stone, 1995; Wu vd., 2020) akademik literatürde daha önce belirtilmişti. Buradan yola çıkılarak sektörlerdeki bu müşteri davranışlarının anlaşılabilirliği için uzmanların tecrübeleri ön plana çıkmaktadır. Bu sebeple bu çalışmada RFM ve sınıflandırmaya uzman görüşünün eklenmesi gerektiği ile ilgili yeni bir model önerisi ile yapılmıştır. Uzman görüşünün eklenmesi ile veri setindeki sınıflandırmaların ve tahminlerin daha doğru olacağı hipotezi sunulmuş, analizler sonucunda az görünen ama hem ekonomik hem de akademik açıdan önemli farklılıklar ortaya çıkarılmıştır.

Uzman görüşünün uygulandığı müşteri kaybına yönelik ülkemiz içinde herhangi bir akademik çalışmaya rastlanmadığı belirtilmişti. Uzman görüşünün kullanıldığı bir RFM çalışması ise yabancı bir çalışmada müşteri yaşam boyu değerini belirlemek ve RFM değerleri için ağırlıklandırma olarak kullanılmıştır. Henüz müşteri kayıp modeli altında uzman görüşünün eklendiği bir çalışma olmaması sebebiyle bu çalışma metodolojik bir katkı da sunmaktadır.

Çalışmada uzman görüşünün eklendiği modellerin ve RFM haricinde farklı değişkenlerin de eklendiği modellerin tahmin sonuçlarının daha başarılı olduğunu belirtilmişti. Fakat bu başarı, literatürde kullanılan standart yöntemden daha başarılı olmasına rağmen arada az görünen bir farkın olduğu analiz sonuçlarında karşımıza çıkmaktadır. Bu az görünen farklılık ekonomik açıdan milyonlarca müşterisi olan bir firma için anlamlı bir maddi farkı beraberinde getirecektir. Bu ekonomik fayda sektörel anlamda uzman görüşünün önemini göstermektedir.

Sektörel Faydalar

Firmalar, müşterilerini gerek sadakat kartından elde ettiği bilgileri gerekse sosyal medyadan elde edebileceği geri bildirimleri kullanarak uygun ve gerekli pazarlama çabaları geliştirebilirler. Örneğin bu çalışmadaki gibi yönetilen müşteri portföyü sayesinde, sadece belirli bir harcama tutarı bulunan müşteri grubuna fatura indirimi ya da yukarı satış veya çapraz satış sonrası iskonto yapılması gibi çalışmalar, tüm müşterilere yapılan genel indirimlere göre daha az maliyetli ve daha isabetli bir strateji olacaktır. Çalışmada ortaya çıkarılan müşteri sınıflarının geliş sıklıklarının arttırılmasına yönelik tutundurma faaliyetleri, bilgilendirmeler de sadece gerekli müşteri sınıfına yapılması sağlanmış olacaktır, böylelikle pazarlama kaynaklarının tahsisatı doğru

gerçekleştirilmiş olacaktır.

Çalışmada sektörel fayda olarak hangi verilerin daha iyi müşteri tahmini gerçekleştireceği de sunulmuştur. Az veri ile hızlı analiz yapmak isteyen firmaların sadece RFM analizini kullanabileceği gibi müşterilere ait demografik bilgilerin, satın almalarını etkileyebilecek promosyon uygulamalarının olduğu zamanlardaki alışveriş bilgilerini içeren detaylı bir veri setinin çok daha iyi müşteri analitiği sonuçlarına sahip olacağı da gösterilmiştir.

Ayrıca, sektörde tecrübe sahibi uzmanların görüşlerinin alındığı yöntemin veriden ve içeriğinden bağımsız olarak, uygulanacağı tüm veri setlerinde olumlu katkısı olacağı gösterilmiştir. Bu yöntem ile firmalar, RFM analizi kapsamında sekiz ayrı sınıfta değerlendirilen müşterilerin, dönemlik bazda değişimlerini görebilecek, müşterilerin gelecekteki durumları ile ilgili bilgi sahibi olabileceklerdir.

Sektörel olarak önerilen modelin ekonomik faydalarından daha önce bahsedilmişti. Standart yöntemlerin olduğu model ile uzman görüşünün yer aldığı model arasında %1-%2’lik az bir fark olduğu belirtilmiştir. Çalışmada söz konusu firmanın ülke çapındaki müşteri sayısı 4 milyonun üzerindedir. Bu yüzde birlik ve yüzde ikilik fark, 40 bin ila 80 binlik müşteriye tekabül ettiği görülmektedir ve her bir müşterinin bu firmaya yıllık harcaması düşünüldüğünde ortaya çok büyük meblağlar çıkmaktadır. Örnekle açıklanacak olursa aylık sadece süpermarkete 250 TL harcayan bir müşterinin yıllık harcama tutarı 3000 TL olacaktır. En az 40 bin müşterinin bu şekilde alışveriş yaptığı varsayıldığında aylık 10 milyon TL, yıllık 120 milyon TL tutarında bir getiri söz konusu olacaktır.

Burada bahsedilen sektörel fayda sadece uzman görüşü ile elde edilen bu ekonomik fayda değil ayrıca çalışmanın temel kapsamı olan müşteri kayıp yönetiminin diğer faydasını da göz ardı etmemek gerekmektedir. Müşteri kayıp yönetiminin uygulanma amaçlarından biri de mevcut müşterilerin elde tutulması için bu müşterilerin tanımlanması, yönetilmesi, ilişki kurulması, rakip firmaya kaptırılmaması ve ileriki zamanlar için daha fazla alışveriş yapması için çapraz/üst satıl gibi pazarlama çabaları geliştirmesidir. Sadece ekonomik olarak uzman görüşünün standart yöntem ile olan rakamsal farklılıkları düşünülmemelidir. Bunun yanı sıra kayıp olabilecek müşterilerin tespit edilmesi, kaybının önlenmesi, kayıp olabilecek müşterilerin elde tutulması için pazarlama

abalarının geliřtirilmesi, pazarda yer alan bařka rakibe gitmesi halinde aynı karlılıkta ve sadakatte olan yeni bir müşteri kazanma sürecindeki maliyetler ve zaman kaybı da düşünöldüğünde uzan görüşünün getirdiğı %1-%2’lik bu fark az önce bahsedilen aylık 5 milyon TL’nin yanı sıra uygulanmaması halinde benzer miktarda ek maliyetlerle karşılaşmayı da beraberinde getirir. Bu da kayıp müşteriler sebebiyle hem mevcut kârın düşmesi hem de yeni ek maliyetlerin firmaya yüklenmesi anlamına gelmektedir. Bu sebeple uzman görüşünün eklendiğı bu model ile elde edilen oransal farklılığın sektörel anlamda çok anlamlı ve faydalı olduğı açıka söylenebilir.

Önerilen model, standart ortalamalı model ve kümeleme ortalamalı modeller farklı kayıp tahmini gerçekleřtirmişlerdir. Bu noktadan sonra sadece C5.0 tekniğinin kullanıldığı analiz sonuçları ile sadece uzman ve standart ortalamalı modelin sonuçları karşılaştırılacaktır. Bunun sebebi kümeleme ortalama modelinin birinci ve ikinci aşamada en düşük sonuçlar verdiğı göz önüne alınmasından kaynaklanmaktadır. Analizlerde önerilen model ile standart ortalama modeli kayıp olabilecek müşterileri farklı olarak tahmin ettiğı gözükmemektedir. Analiz öncesinde test verisindeki 4674 müşterinin 1601’i kayıp olarak belirlenmiştir. Önerilen uzman görüşü ile ortalama modeli 1497 müşterinin kayıp olabileceğini doğıru olarak tahmin ederken, standart ortalama modeli ise 1274 müşteriyi kayıp olarak doğıru tahmin etmiştir. Aradaki 223 kişilik müşteri grubu ise uzman görüşünün, standart ortalama içeren modele göre olumlu farkını göstermektedir. Ařağıdaki Tablo 41’de 223 kişilik müşteri grubundan bir kısmına ait toplam harcama ve ortalama aylık harcama bilgileri bulunmaktadır.

Tablo 41: Kayıp Tahmini Doğıru Olan Müşterilere Ait Harcama Tutarları Örneğı

müşteri	Toplam Harcama	Aylık Harcama
A_00461	1201.43	50.06
A_00503	832.13	34.67
A_00552	1173.84	48.91
A_00891	1272.42	53.02
A_01238	905.36	37.72
A_01550	1051.50	43.81
A_01584	532.84	22.20
A_01626	945.10	39.38
A_02087	1188.33	49.51
A_02095	2930.09	122.09
A_02145	1130.56	47.11
A_02343	1274.15	53.09

223 kişilik kayıp müşterilerin toplamda 239,513 TL, aylık olarak ortalama hesaplandığında ise 9,979 TL'lik harcamaları bulunmaktadır. Test verisi üzerinden bakıldığında bu harcama tutarları bir süpermarket zinciri için dikkate değer meblağ olarak görülmemekle birlikte firmanın mevcut milyonlarca müşterisi hesap edildiğinde bu meblağ aylık bazda 10 milyon TL'yi aşacaktır. Bu da müşteri kaybının doğru tahmin edilmesinin firmaya kazandıracağı getirilerin ne kadar önemli olduğunu göstermektedir.

Bu müşteri grubunun diğer özelliklerine bakılarak pazarlama açısından çıkarımı yapılmaya çalışılacaktır. Tablo 42, 223 kişilik kayıp müşterileri grubunun demografik bilgileri örneğini içermektedir.

Tablo 42: Kayıp Tahmini Doğru Olan Müşterilere Ait Demografik Bilgiler Örneği

müşteri	ev mülkiyet	gelir (TL)	ailereis çalışma	ailereis meslek	ailereis eğitim	yas	cinsiyet
A_00461	Ev Sahibi	50,001 - 60,000	Tam zamanlı	Memur	Lise	42	Erkek
A_00503	Kira	20,001 - 30,000	Tam zamanlı	Serbest-Esnaf	Ortaokul	37	Kadın
A_00552	Kira	70,001 - 80,000	Tam zamanlı	Memur	Önlisans	50	Erkek
A_00891	Ev Sahibi	90,000 - 100,000	Emekli	Memur	Önlisans	64	Erkek
A_01238	Kira	30,001 - 40,000	Emekli	Serbest-Esnaf	Lise	76	Kadın
A_01550	Kira	20,001 - 30,000	Tam zamanlı	Serbest-Esnaf	Lise	48	Kadın
A_01584	Kira	30,001 - 40,000	Tam zamanlı	Serbest-Esnaf	Lise	74	Kadın
A_01626	Ev Sahibi	30,001 - 40,000	Tam zamanlı	Usta	Lise	31	Kadın
A_02087	Kira	20,001 - 30,000	Tam zamanlı	Serbest-Esnaf	Lise	49	Kadın
A_02095	Kira	40,001 - 50,000	Tam zamanlı	Yönetici	Lisans	54	Erkek
A_02145	Ev Sahibi	30,001 - 40,000	Emekli	Serbest-Esnaf	Ortaokul	75	Erkek
A_02343	Ev Sahibi	20,001 - 30,000	Tam zamanlı	Serbest-Esnaf	Önlisans	44	Erkek

223 kişilik kayıp müşteri grubunun ev mülkiyeti bilgilerine bakıldığında %66'sının ev sahibi, %33'ünün kirada oturduğu görülmektedir. Sadece 1 müşteri akraba veya hibe denilen evde oturmaktadır. Gelir gruplarına bakıldığında yılda 100.000 TL'nin üzerinde kazanan müşteri 223 kişilik grup içinde bulunmamaktadır. Çalışma durumlarına bakıldığında müşterilerin %75'i serbest-esnaf ve tam zamanlı olarak çalışan kişilerdir. Eğitim durumları söz konusu olduğunda 223 müşterinin %66'sı lise ve önlisans mezunu olarak görülmüştür. Yaş ve cinsiyet olarak bakıldığında ise bu grubun %85'i 50 yaş ve üstünde ve %70'i erkektir. Pazarlama sonuçları açısından bakılacak olursa düzenli bir

geliri olan, önlisans mezunu, ev sahibi olan erkek müşterilerin önerilen model tarafından kayıp olacakları tahmin edilmiş ve bulunmuştur. Ayrıca bu müşterilerin %82'sinin ürün kategorilerine promosyon uygulandığı dönemler içinde en fazla bir kez alışveriş yaptıkları görülmektedir. 223 kişilik müşteri grubundan %38'i promosyon zamanında alışveriş yaptıkları ortaya çıkmıştır. Buradan hareketle bu müşteri grubunun çoğu firmanın uyguladığı promosyon çabalarına olumlu yanıt vermediği anlaşılmaktadır. Firmanın promosyon ile müşteri elde tutma çabaları yerine sebepleri farklı yerlerde aramaları gerektiğini göstermektedir. Promosyon çabalarının yanıtlarının da müşterilerin kayıp yönetimi tahmininde etkili olduğu ortaya çıkmaktadır. Bu sebeple herkese yönelik promosyon çalışmaları yerine kayıp olabilecek müşterilere yönelik geçmiş alımlarına bakılarak farklı promosyon çabaları geliştirilmesi gerekmektedir.

Gelecek Çalışmaları İçin Öneriler ve Kısıtlamalar

Gelecekteki çalışmalarda sadakat kartı uygulamasını yapan firmalardan indirim ve kampanya süreleri, indirim tutarları, satış fiyatları ve satış maliyetleri, gün içi geliş zamanı, aldığı ürün türü ve markası gibi birçok değişkenin de dahil edildiği bir araştırmanın daha kesin ve anlamlı sonuçlar üretebileceği düşünülmektedir.

Bir diğer öneri de günümüzde sosyal medyada firmayı beğenen veya şikayet eden kullanıcı yorumlarının listelendiği, paylaşıldığı bazı internet sitelerinden kendi firması ile ilgili ya da rekabet içinde olduğu firmalarla ilgili yazıların, kayıtların ve paylaşımların metin madenciliği kullanılarak elde edilmesinin, bunların da çalışmaya dahil edilmesinin çalışmayı güçlendireceği düşünülmektedir. Ayrıca, sadece sadakat kartı değil, anket, mülakat gibi birincil verilerle de desteklenebilecek çalışmaların yapılması akademik ve uygulama açısından yararlı olacaktır.

Ayrıca bu çalışmada ele alınan müşteri süreleri 33 ayla sınırlanmıştır. Verinin geçmiş yıllara ait olmasının ve 33 ay olmasının sebebi ise firmanın gizlilik ve bilgi paylaşma konusundaki çekincelerinin olmasından kaynaklanmaktadır. Yakın zamana ait verileri de içeren daha uzun süreli ve yakın zamana ait veri setinin sosyal değişimleri ve pazar hakkında güncel durumun anlaşılmasında daha iyi sonuçlar elde etmesi mümkün görülmektedir.

KAYNAKÇA

- A Al-Homery, H., Asharai, H. & Ahmad, A. (2019). The core components and types of CRM. *Pakistan Journal of Humanities and Social Sciences*, 7(1), 121-145.
- Agrawal, R. & Srikant, R. (1994). Fast algorithms for mining association rules. *Proceeding 20th International Conference Very large data bases, VLDB 1215*, 487-499.
- Ahn, J. H., Han, S. P. & Lee, Y. S. (2006). Customer churn analysis: Churn determinants and mediation effects of partial defection in the Korean mobile telecommunications service industry. *Telecommunications Policy*, 30(10-11), 552-568.
- Akhil, P., Ur, H. K. & Akhil, W. S. (2020). A study on customer relationship management practices in hospitality industry with special reference to travel operators and five star hotels in Kerala. *Tathapi with ISSN 2320-0693 is an UGC CARE Journal*, 19(4), 493-498.
- Akpınar, Ö. (2010). Sigorta sektöründe müşteri ilişkileri yönetimi ve uygulamaları, *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 10(18), 1-19.
- Anderson, E., Fornell, C. & Lehmann, D. (1994). Customer satisfaction, market share, and profitability: Findings from Sweden. *The Journal of Marketing*, 58(3), 53-66.
- Annika Ravald & Christian Grönroos. (1996). The value concept and relationship marketingnull. *European Journal of Marketing*, 30(2), 19-30.
- Anshari, M., Almunawar, M. N., Lim, S. A. & Al-Mudimigh, A. (2019). Customer relationship management and big data enabled: Personalization & customization of services. *Applied Computing and Informatics*, 15(2), 94-101.
- Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.
- Au, W. H., Chan, C. C. & Yao, X. (2003). A novel evolutionary data mining algorithm with applications to churn prediction. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 7(6), 532-544.
- Aydin, S. & Özer, G. (2005). The analysis of antecedents of customer loyalty in the Turkish mobile telecommunication market. *European Journal of Marketing*, 39(7/8), 910-925.
- Balci, G., Caliskan, A. & Yuen, K. F. (2019). Relational bonding strategies, customer satisfaction, and loyalty in the container shipping market. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 49(8), 816-838.

- Ballings, M., Benoit, D. & Van Den Poel, D. (2011). RFM variables revisited using quantile regression. *Proceedings—IEEE International Conference on Data Mining, Vancouver*, 1164-1169.
- Ballings, M. & Van Den Poel, D. (2012). Customer event history for churn prediction: How long is long enough? *Expert Systems with Applications*, 39(18), 13517-13522.
- Barış, G. & Odabaşı, Y. (2002). *Tüketici davranışı*. Mediacat Kitapları
- Barzilai, J. (1997). Deriving weights from pairwise comparison matrices. *Journal of the Operational Research Society*, 48(12), 1226-1232.
- Bauer, H. H., Hammerschmidt, M., & Braehler, M. (2003). The customer lifetime value concept and its contribution to corporate valuation. *Yearbook of Marketing and Consumer Research*, 1(1), 47-67.
- Bejou, D., Keningham, T. L. & Aksoy, L. (2013). *Customer lifetime value: Reshaping the way we manage to maximize profits*. New York: Taylor & Francis.
- Berger, P. D. & Nasr, N. I. (1998). Customer lifetime value: Marketing models and applications. *Journal of Interactive Marketing*, 12(1), 17-30.
- Berry, L. (1983). *Relationship marketing, emerging perspectives on services marketing*, American Marketing Association, Chicago
- Bikari, S., Ünal, S. & Deveci, F. G. (2017). Tüketicilerin çevreye yönelik tutumları ve kişilik özellikleri açısından kohonen ağları (self-organizing map-som) ile bölümlendirilmesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (22. UPK Ahmet Hamdi İSLAMOĞLU Özel Sayısı), 145-162.
- Blattberg, Robert C., Kim, Byung-Do, & Neslin, Scott A. (2008). *Database marketing: Analyzing and managing customer*. New York: Springer.
- Bolton, R. N. (1998). A dynamic model of the duration of the customer's relationship with a continuous service provider: The role of satisfaction. *Marketing Science*, 17(1), 45-65.
- Bolton, Ruth N., Lemon, K. N. & Verhoef, P. C. (2004). The theoretical underpinnings of customer asset management: a framework and propositions for future research. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 32(3), 271-292.
- Bose, I. & Chen, X. (2009). Hybrid models using unsupervised clustering for prediction of customer churn. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 19(2), 133-151.
- Boulding, W., Kalra, A., Staelin, R. & Zeithaml, V. A. (1993). A dynamic process model of service quality: from expectations to behavioral intentions. *Journal of Marketing Research*, 30(1), 7-27.

- Bowman, D., Farley, J. U. & Schmittlein, D. C. (2000). Cross-National empirical generalization in business services buying behavior. *Journal of International Business Studies*, 31(4), 667-685.
- Bowman, D. & Narayandas, D. (2004). Linking customer management effort to customer profitability in business markets. *Journal of Marketing Research*, 41(4), 433-447.
- Braciníková, V. & Matušinská, K. (2017). Marketing mix of financial services from the customers perspective. *Forum Scientiae Oeconomia* 5, 36-48.
- Bradley, A. P. (1997). The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern recognition*, 30(7), 1145-1159.
- Braun, M. & Schweidel, D. A. (2011). Modeling customer lifetimes with multiple causes of churn. *Marketing Science*, 30(5), 881-902.
- Buckinx, W. & Van den Poel, D. (2005). Customer base analysis: Partial defection of behaviourally loyal clients in a non-contractual FMCG retail setting. *European Journal of Operational Research*, 164(1), 252-268.
- Burez, J. & Van den Poel, D. (2007). CRM at a pay-TV company: Using analytical models to reduce customer attrition by targeted marketing for subscription services. *Expert Systems with Applications*, 32(2), 277-288.
- Burez, J. & Van den Poel, D. (2008). Separating financial from commercial customer churn: A modeling step towards resolving the conflict between the sales and credit department. *Expert Systems with Applications*, 35(1-2), 497-514.
- Buttle, F. (2004). *Customer relationship management concepts and tools*, Oxford: Elsevier Butterworth-Heinemann.
- Buttle, F. (2009). *Customer relationship management: concepts and technologies*. New York: Routledge.
- Buttle, F. & Maklan, S. (2015). *Customer relationship management: Concepts and technologies 3rd Edition* London: Routledge
- Casabayó, M., Agell, N. & Aguado, J. C. (2004). Using AI techniques in the grocery industry: Identifying the customers most likely to defect. *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 14(3), 295-308.
- Cavallone, M. (2017). *Marketing and customer loyalty*. Switzerland: Springer.
- Chalmeta, R. (2006). Methodology for customer relationship management. *Journal of Systems and Software*, 79(7), 1015-1024.
- Chen, Z. Y., Fan, Z. P. & Sun, M. (2012). A hierarchical multiple kernel support vector machine for customer churn prediction using longitudinal behavioral data. *European Journal of Operational Research*, 223(2), 461-472.

- Chitra, K. & Subashini, B. (2011). *Customer retention in banking sector using predictive data mining technique*. The 5th International Conference on Information Technology, 4, Amman.
- Cho, Y., Moon, S., Oh, I. B., Shin, J. H. & Ryu, K. (2013). Incremental weighted mining based on RFM analysis for recommending prediction in u-commerce. *International Journal of Smart Home*, 7, 133-144.
- Cho, Y. S., Moon, S. C., Jeong, S., Oh, I. B. & Ryu, K. H. (2014). *Clustering method using weighted preference based on rfm score for personalized recommendation system in u-commerce*. Ubiquitous Information Technologies and Applications, CUTE 2013, Berlin: Springer.
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46.
- Coldwell, J. (2001). Characteristics of a good customer satisfaction survey. *Customer Relationship Management*, 193-199.
- Coussement, K. & Van Den Poel, (2009). Improving customer attrition prediction by integrating emotions from client/company interaction emails and evaluating multiple classifiers. *Expert Systems with Applications*, 36(3 PART 2), 6127-6134.
- Coussement, K., Van den Bossche, F. A. M. & De Bock, K. W. (2014). Data accuracy's impact on segmentation performance: Benchmarking RFM analysis, logistic regression, and decision trees. *Journal of Business Research*, 67(1), 2751-2758.
- Coyles, S. & Gokey, T. C. (2005). Customer retention is not enough. *Journal of Consumer Marketing*, 22(2), 101-105.
- Cui, A. S. & Wu, F. (2016). Utilizing customer knowledge in innovation: Antecedents and impact of customer involvement on new product performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44(4), 516-538.
- Cutler, M. & Sterne, J. (2000). *E-metrics-business metrics for the new economy*. Chicago: NetGenesis.
- Çoban, S. (2005). Müşteri sadakatinin kazanılmasında veritabanlı pazarlamanın kullanımı. *Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(2), 295-307.
- Çokluk, Ö. (2010). Lojistik regresyon analizi: Kavram ve uygulama. (Turkish). *Logistic Regression: Concept and Application*. 10(3), 1357-1407.
- De Bock, K. W. & Van Den Poel, (2011). An empirical evaluation of rotation-based ensemble classifiers for customer churn prediction. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 12293-12301.
- De Caigny, A., Coussement, K. & De Bock, K. W. (2018). A new hybrid classification algorithm for customer churn prediction based on logistic regression and decision trees. *European Journal of Operational Research*, 269(2), 760-772.

- de Lima Lemos, R. A., Silva, T. C. & Tabak, B. M. (2022). Propension to customer churn in a financial institution: A machine learning approach. *Neural Computing and Applications*.
- De Villiers, J. & Barnard, E. (1993). Backpropagation neural nets with one and two hidden layers. *IEEE transactions on neural networks*, 4(1), 136-141.
- Demir, F. & Kırdar, Y. (2000). Müşteri ilişkileri yönetimi: CRM. *Review of Social, Economic & Business Studies*, 7, 293-308.
- Demirarslan, M. & Suner, A. (2021). Sağlık veri setlerinde öznitelik seçiminin sınıflandırma performansına etkisi. *Sağlık Bilimlerinde Yapay Zeka Dergisi*, 1(1), 6-11.
- Demirel, Y. (2007). Türk bankacılık sektöründe müşteri ilişkileri yönetiminin müşteri sadakati üzerine etkisi. *Kocaeli Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (13), 56-81.
- Dunham, M. H. (2003). *Data mining: Introductory and advanced topics*. London: Pearson Education.
- Dursun, A. & Caber, M. (2016). Using data mining techniques for profiling profitable hotel customers: An application of RFM analysis. *Tourism Management Perspectives*, 18, 153-160.
- Dursun Cengizci, A. (2020). *Otel işletmelerinde kayıp müşteri tahminlemesi*. (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Akdeniz Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Antalya.
- Dwyer, F., Schurr, P. & Oh, S. (1987). Developing buyer-seller relationships. *The Journal of marketing*, 51(2), 11-27.
- Eren, B. A. (2017). *Müşteri kayıplarını önlemede kullanılan hizmet telafi stratejilerine ilişkin sonuçların sosyal medya paylaşım eğilimi: Türkiye’de bankalar üzerine bir uygulama*. (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- Ersöz, F. (2015). *Veri madenciliği teknikleri ve uygulamaları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874.
- Finne, Å. & Grönroos, C. (2017). Communication-in-use: Customer-integrated marketing communication. *European Journal of Marketing*.
- Fitkov-Norris, E., Vahid, S. & Hand, C. (2012). Evaluating the impact of categorical data encoding and scaling on neural network classification performance: The case of repeat consumption of identical cultural goods. *International Conference on Engineering Applications of Neural Networks*, London: Springer.

- Fontenay, A. B. De, Liebenau, J. & Savin, B. (2005). A new view of scale and scope in the telecommunications industry: Implications for competition and innovation, *Journal of Digital Economics*, (10), 85-103.
- Fornell, C. (1992). A national customer satisfaction barometer: The Swedish experience. *The Journal of Marketing*, 56(1), 6-21.
- Galbreath, J. & Rogers, T. (1999). Customer relationship leadership: A leadership and motivation model for the twenty-first century business. *The TQM magazine*, 11(3), 161-171.
- Gel, O. C. (2002). *CRM yolculuğu*. İstanbul: Sistem Yayıncılık.
- Ghavami, A. & Olyaei, A. (2006). The impact of CRM on customer retention. *Lulea University Master Thesis*.
- Glady, N., Baesens, B. & Croux, C. (2009). Modeling churn using customer lifetime value. *European Journal of Operational Research*, 197(1), 402-411.
- Gončarovs, P. (2017). Data analytics in CRM processes: A literature review. *Information Technology and Management Science*, 20(1), 103-108.
- Gordon, R. (2012). Re-thinking and re-tooling the social marketing mix. *Australasian Marketing Journal*, 20(2), 122-126.
- Gorunescu, F. (2011). *Data mining: Concepts, models and techniques*. Intelligent Systems Reference Library. Berlin: Springer.
- Gupta, S., Lehmann, D. R. & Stuart, J. A. (2004). Valuing customers. *Journal of marketing research*, 41(1), 7-18.
- Gupta, S., Hanssens, D., Hardie, B., Kahn, W., Kumar, V., Lin, N., & Sriram, S. (2006). Modeling customer lifetime value. *Journal of Service Research*, 9(2), 139-155.
- Güneş, E. D., Akşin, O. Z., Örmeci, E. L. & Özden, S. H. (2010). Modeling customer reactions to sales attempts: If cross-selling backfires. *Journal of Service Research*, 13(2), 168-183.
- Ha, S. H. (2007). Applying knowledge engineering techniques to customer analysis in the service industry. *Advanced Engineering Informatics*, 21(3), 293-301.
- Ha, S. ve Park, S. (1998). Application of data mining tools to hotel data mart on the Intranet for database marketing. *Expert Systems with Applications*, 15(1), 1-31.
- Hadden, J. (2008). A customer profiling methodology for churn prediction. (Yayımlanmamış Doktora Tezi), School of Applied Sciences, University of Cranfield, England.

- Hadden, J., Tiwari, A., Roy, R. & Ruta, D. (2007). Computer assisted customer churn management: State-of-the-art and future trends. *Computers & Operations Research*, 34(October), 2902-2917.
- Haenlein, M., Kaplan, A. M. & Beeser, A. J. (2007). A model to determine customer lifetime value in a retail banking context. *European Management Journal*, 25(3), 221-234.
- Haines, G. H., Howard, J. A. & Sheth, J. N. (1970). The theory of buyer behavior. *Journal of the American Statistical Association*, 65(331), 1406.
- Hajmohamad, M. M., Rahimi, N. & Sasanizadeh, B. (2021). PRFM model developed for the separation of enterprise customers based on the distribution companies of various goods and services. *Journal of System Management*, 6(3), 77-99.
- Håkansson, H. & Waluszewski, A. (2005). Developing a new understanding of markets: Reinterpreting the 4Ps. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 20(3), 110-117.
- Hapsari, R., Clemes, M. D. & Dean, D. (2017). The impact of service quality, customer engagement and selected marketing constructs on airline passenger loyalty. *International Journal of Quality and Service Sciences*, 9(1), 21-40.
- Hariharan, V. G., Desai, K. K., Talukdar, D. & Inman, J. J. (2018). Shopper marketing moderators of the brand equity-behavioral loyalty relationship. *Journal of Business Research*, 85, 91-104.
- Harmeling, C. M., Moffett, J. W., Arnold, M. J. & Carlson, B. D. (2017). Toward a theory of customer engagement marketing. *Journal of the Academy of marketing science*, 45(3), 312-335.
- Hiziroglu, A. (2009). *A soft computing approach to customer segmentation. Intelligent Systems: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications*. (Yayımlanmamış Doktora Tezi), Business School of University of Manchester, England.
- Hiziroglu, A. & Sengul, S. (2012). Investigating two customer lifetime value models from segmentation perspective. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 62, 766 – 774.
- Hollensen, S. (2010). *Marketing management: A relationship approach 2nd edition*, New Jersey: Financial Times Prentice Hall
- Hopmann, J. & Thede, A. (2005). Applicability of customer churn forecasts in a non-contractual setting. *Innovations in Classification, Data Science, and Information Systems*, 330-337.
- Hu, Y. H., Huang, T. C. K. & Kao, Y. H. (2013). Knowledge discovery of weighted RFM sequential patterns from customer sequence databases. *Journal of Systems and Software*, 86(3), 779-788.

- Hughes, A. (1996). *The complete database marketer: second generation strategies and techniques for tapping the power of your customer database*. New York: McGraw-Hill.
- Hung, S. Y., Yen, D. C. & Wang, H. Y. (2006). Applying data mining to telecom churn management. *Expert Systems with Applications*, 31(3), 515-524.
- Hwang, H., Jung, T. & Suh, E. (2004). An LTV model and customer segmentation based on customer value: A case study on the wireless telecommunication industry. *Expert Systems with Applications*, 26(2), 181-188.
- Iriana, R. & Buttle, F. (2007). Strategic, operational, and analytical customer relationship management: attributes and measures. *Journal of Relationship Marketing*, (4), 23-42.
- Işoraitë, M. (2016). Marketing mix theoretical aspects. *International Journal of Research Granthaalayah*, 4(6), 25-37.
- İslamoğlu, A. H. (2002). *Pazarlama İlkeleri*. İşletme-Ekonomi Dizisi. İstanbul: Beta Basım.
- İslamoğlu, A. H. & Altunışık, R. (2008). *Tüketici davranışları*. İşletme-ekonomi dizisi, İstanbul: Beta Basım Yayın.
- Jahanzeb, S. & Jabeen, S. (2007). Churn management in the telecom industry of Pakistan: A comparative study of Ufone and Telenor. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 14(2), 120-129.
- Jahromi, A. T., Stakhovych, S. & Ewing, M. (2014). Managing B2B customer churn, retention and profitability. *Industrial Marketing Management*, 43(7), 1258-1268.
- Jain, D. & Singh, S. S. (2002). Customer lifetime value research in marketing: A review and future directions. *Journal of interactive marketing*, 16(2), 34-46.
- Josiassen, A., Assaf, A. G. & Cvelbar, L. K. (2014). CRM and the bottom line: Do all CRM dimensions affect firm performance? *International Journal of Hospitality Management*, 36, 130-136.
- Kamakura, W. A., Ramaswami, S. N. & Srivastava, R. K. (1991). Applying latent trait analysis in the evaluation of prospects for cross-selling of financial services. *International Journal of Research in Marketing*, 8(4), 329-349.
- Kamakura, W. a., Wedel, M., de Rosa, F. & Mazzon, J. A. (2003). Cross-selling through database marketing: A mixed data factor analyzer for data augmentation and prediction. *International Journal of Research in Marketing*, 20(1), 45-65.
- Kaur, H. & Soch, H. (2012). Validating antecedents of customer loyalty for indian cell phone users. *Vikalpa: The Journal for Decision Makers*, 37(4), 47-62.

- Karjaluoto, H., Ulkuniemi, P., Wongsansukcharoen, J., Trimetsoontorn, J. & Fongsuwan, W. (2015). Social CRM, RMO and business strategies affecting banking performance effectiveness in B2B context. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 30(6), 742-760.
- Keaveney, S. M. & Parthasarathy, M. (2001). Customer switching behavior in online services: An exploratory study of the role of selected attitudinal, behavioral, and demographic factors. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 29(4), 374-390.
- Keçek, G. & Yıldırım, E. (2010). Kurumsal kaynak planlama (ERP) sisteminin analitik hiyerarşi süreci (AHP) ile seçimi: Otomotiv sektöründe bir uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1), 193-211.
- Keiningham, T. L., Cooil, B., Aksoy, L., Andreassen, T. W. & Weiner, J. (2007). The value of different customer satisfaction and loyalty metrics in predicting customer retention, recommendation, and share-of-wallet. *Managing Service Quality: An International Journal*, 17(4), 361-384.
- Khajvand, M., Zolfaghar, K., Ashoori, S. & Alizadeh, S. (2011). Estimating customer lifetime value based on RFM analysis of customer purchase behavior: Case study. *Procedia Computer Science*, 3, 57-63.
- Khan, M. T. (2014). The concept of 'marketing mix' and its elements (a conceptual review paper). *International journal of information, business and management*, 6(2), 95.
- Kırım, A. (2012). *Strateji ve Bire-Bir Pazarlama CRM*. 8. baskı. İstanbul: Sistem Yayıncılık.
- Kiang, M. Y. (2001). Extending the Kohonen self-organizing map networks for clustering analysis. *Computational Statistics & Data Analysis*, 38(2), 161-180.
- Kiliç, S. (2015). Kappa test. *Psychiatry and Behavioral Sciences*, 5(3), 142.
- Kim, H.S. & Yoon, C.H. (2004). Determinants of subscriber churn and customer loyalty in the Korean mobile telephony market. *Telecommunications Policy*, 28(9-10), 751-765.
- Kirui, C., Hong, L., Cheruiyot, W. & Kirui, H. (2013). Predicting customer churn in mobile telephony industry using probabilistic classifiers in data mining. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 10(2), 165-172.
- Kiseleva, E. M., Nekrasova, M. L., Mayorova, M. A., Rudenko, M. N. & Kankhva, V. S. (2016). The theory and practice of customer loyalty management and customer focus in the enterprise activity. *International Review of Management and Marketing*, 6(6S).
- Kohonen, T. (1981). Automatic formation of topological maps of patterns in a self-organizing system. *Biological Cybernetics*, (43), 59-69.

- Kotler, P. (2000). *Marketing management: Millennium edition*. New Jersey: Prentice Hall
- Kotler, P. (2004). *Marketing insights from A to Z: 80 Concepts every manager needs to know*. New York: Wiley
- Kotler, P. & Armstrong, G. (2010). *Principles of marketing*. London: Pearson.
- Krasnov, A. S. & Anisimov, A. Y. (2019). The significance of the 4C's concept in marketing for business structures. *Посылам*, (5).
- Kulabaş, Y. & Sezgin, S. (2010). TORQUE-Müşteriyi geri döndürme kuvveti: Bir ilişkişel pazarlama modeli. *İTÜ Dergisi*, 2(5).
- Kumar, V. (2010). Customer relationship management. *Wiley International Encyclopedia of Marketing* New York: John Wiley & Sons.
- Kumar, V. & Rajan, B. (2009). Profitable customer management: Measuring and maximizing customer lifetime value. *Management Accounting Quarterly*, 10(3), 10-13.
- Kumar, V. & Reinartz, W. (2012). *Customer relationship management*. Springer Texts in Business and Economics. Berlin: Springer.
- Kumar, V. & Reinartz, W. (2018). *Customer relationship management: Concept, strategy, and tools*. Berlin: Springer.
- Kumar, V. & Shah, D. (2004). Building and sustaining profitable customer loyalty for the 21st century. *Journal of Retailing*, 80(4), 317-329.
- Kumar, V., Venkatesan, R., Bohling, T. & Beckmann, D. (2008). Practice prize report ? The power of CLV: Managing customer lifetime value at IBM. *Marketing Science*, 27(4), 585-599.
- Kurata, H. & Nam, S. H. (2010). After-sales service competition in a supply chain: Optimization of customer satisfaction level or profit or both? *International Journal of Production Economics*, 127(1), 136-146.
- Kurniawan, F., Umayah, B., Hammad, J., Nugroho, S. M. S. & Hariadi, M. (2018). Market basket analysis to identify customer behaviours by way of transaction data. *Knowledge Engineering and Data Science*, 1(1), 20.
- Larose, D. T. (2006). *Data mining methods and models*. New York: Wiley-IEEE Press
- Lauterborn, B. (1990). New marketing litany: Four Ps passé: C-words take over, *Advertising Age*, 41, 26.
- Lee, H., Lee, Y., Cho, H., Im, K. & Kim, Y. S. (2011). Mining churning behaviors and developing retention strategies based on a partial least squares (PLS) model. *Decision Support Systems*, 52(1), 207-216.

- Lee, M. Y., Lee, A. S. & Sohn, S. Y. (2013). Behavior scoring model for coalition loyalty programs by using summary variables of transaction data. *Expert Systems with Applications*, 40(5), 1564-1570.
- Lemon, K., Rust, R. ve Zeithaml, V. (2001). What drives customer equity? *Marketing Management*, 10(1), 20-25.
- Limakrisna, N., Priatna, D. K. & Roswina, W. (2018). *Building customer loyalty. International Journal of Engineering and Technology* 7(2.29), 412-416.
- Liu, C. H. (2015). A conceptual framework of analytical CRM in big data age. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 6(6), 194-152.
- Liu, D. R. & Shih, Y. Y. (2005). Hybrid approaches to product recommendation based on customer lifetime value and purchase preferences. *Journal of Systems and Software*, 77(2), 181-191.
- Long, C. S., Khalafinezhad, R., Ismail, W. K. W. & Rasid, S. Z. A. (2013). Impact of CRM factors on customer satisfaction and loyalty. *Asian Social Science*, 9(10), 247.
- Lozano, F. J., Suárez-Seoane, S., Kelly, M. & Luis, E. (2008). A multi-scale approach for modeling fire occurrence probability using satellite data and classification trees: A case study in a mountainous Mediterranean region. *Remote Sensing of Environment*, 112(3), 708-719.
- Mägi, A. W. (2003). Share of wallet in retailing: The effects of customer satisfaction, loyalty cards and shopper characteristics. *Journal of Retailing*, 79(2), 97-106.
- Maleki, M. ve Anand, D. (2008). The critical success factors in customer relationship management (CRM) (ERP) implementation. *Journal of Marketing & Communication*, 4(2).
- Maraghi, M., Adibi, M. A. & Mehdizadeh, E. (2020). Using RFM model and market basket analysis for segmenting customers and assigning marketing strategies to resulted segments. *Journal of Applied Intelligent Systems and Information Sciences*, 1(1), 35-43.
- Mattison, R. (2005). *The Telco Churn Management Handbook*. Lulu.com.
- Maulani, M. R., Pane, S. F., Awangga, R. M., Wijayanti, D. A. & Caesarendra, W. (2018). An analysis of customer agrotourism resort behaviour based on RFM and mean shift clustering. *2018 International Conference on Applied Engineering (ICAE) Indonesia*.
- McCarthy, E. J. (1964). *Basic marketing: A managerial approach*. Illinois: R.D. Irwin Inc.

- McCulloch, W. S. & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115-133.
- Meyer-Waarden, L. (2007). The effects of loyalty programs on customer lifetime duration and share of wallet. *Journal of Retailing*, 83(2), 223-236.
- Miguéis, Vera L., Van den Poel, D., Camanho, A. S. & Falcão e Cunha, J. (2012). Predicting partial customer churn using Markov for discrimination for modeling first purchase sequences. *Advances in Data Analysis and Classification*, 6(4), 337-353.
- Miguéis, V.L., Van den Poel, D., Camanho, a. S. & Falcão e Cunha, J. (2012). Modeling partial customer churn: On the value of first product-category purchase sequences. *Expert Systems with Applications*, 39(12), 11250-11256.
- Mishachandar, B. & Kumar, K. A. (2018). Predicting customer churn using targeted proactive retention. *International Journal of Engineering & Technology*, 7(2.27), 69.
- Mithas, S., Krishnan, M. & Fornell, C. (2005). Why do customer relationship management applications affect customer satisfaction? *Journal of Marketing*, 69(4), 201-209.
- Monalisa, S., Nadya, P. & Novita, R. (2019). Analysis for customer lifetime value categorization with RFM model. *Procedia Computer Science*, 161, 834-840.
- Murphy, J. A. (2001). *The lifebelt: The definitive guide to managing customer retention*. New York: Wiley.
- Murtagh, F. & Hernández-Pajares, M. (1995). The Kohonen self-organizing map method: An assessment. *Journal of Classification*, 12(2), 165-190.
- Neslin, S., Gupta, S. & Kamakura, W. (2004). Defection detection: Improving predictive accuracy of customer churn models. *Tuck School of Business*
- Ngai, E. W. T., Xiu, L. & Chau, D. C. K. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 2592-2602.
- Nikkhahan, B., Badrabad, A. & Tarokh, M. (2011). Customer lifetime value model in an online toy store. *Journal of Industrial Engineering International*, 7(12), 19-31.
- Odabaşı, Y. (2000). Müşteri ilişkileri yönetimi, İstanbul: Sistem Yayıncılık.
- Oğuzlar, A. (2005). Kümeleme analizinde yeni bir yaklaşım: Kendini düzenleyen haritalar (Kohonen Ağları). *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 19(2), 93-107.

- Olgun, M. & Özdemir, G. (2012). İstatistiksel özellik temelli bayes sınıflandırıcı kullanarak kontrol grafiklerinde örüntü tanıma. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 27(2).
- Oliveira, V. L. M. (2012). *Analytical customer relationship management in retailing supported by data mining techniques*. Yayınlanmamış Doktoraz Tezi, University of Porto, Portekiz.
- Oliver, R. L. (1980). A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions. *Journal of Marketing Research*, 17(4), 460-469.
- Oliver, R. L. (1999). Whence consumer loyalty? *Journal of Marketing*, 63, 33-44.
- Oliver, R. L. (2010). *Satisfaction: A behavioral perspective on the consumer*. Choice Reviews Online M. E. Sharpe Incorporated.
- Owomoyela, S. K., Oyeniyi, K. O. & Ola, O. S. (2013). Investigating the impact of marketing mix elements on consumer loyalty: An empirical study on Nigerian Breweries Plc. *Interdisciplinary journal of contemporary research in business*, 4(11), 485-496.
- Önay Koçoğlu, F. (2017). *Müşteri kayıp analizi probleminin çözümünde analitik yaklaşımlar*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Önder, Ş. & Erdoğan, K. (2018). İşletmelerin kurumsal sosyal sorumluluk uygulamalarında kurumsal yönetim yapılarının etkisi: BİST 100 üzerine bir uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (78), 155-170.
- Özdemir, M. & Koçak, A. (2012). İlişkisel pazarlama çerçevesinde marka sadakatinin oluşumu ve bir model önerisi. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 67(2), 127-156.
- Özer, L. Ş. (1999). Müşteri tatminine yönelik literatürdeki kuramsal tartışmalar. *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 17(2), 159-180.
- Özkan, Y. (2013). *Veri madenciliği yöntemleri*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Özmen, M. (2017). *Telekomünikasyon sektöründe müşteri kaybı yönetimi için meta sezgisel tabanlı karar destek sistemi*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- Öztemel, E. (2003). *Yapay sinir ağları*. İstanbul : Papatya Yayıncılık.
- Partovi, F. Y., Burton, J. & Banerjee, A. (1990). Application of analytical hierarchy process in operations management. *International Journal of Operations & Production Management*, 10(3), 5-19.

- Payne, A., Ballantyne, D. & Christopher, M. (2005). A stakeholder approach to relationship marketing strategy. The development and use of the “six markets” model. *European Journal of Marketing*, 39(7-8), 855-871.
- Peelan, Ed & Beltman, Rob. (2013). *Customer relationship management*. United Kingdom: Pearson.
- Peppard, J. (2000). Customer relationship management (CRM) in financial services. *European Management Journal*, 18(3), 312-327.
- Peppers, D. & Rogers, M. (2004). *Managing customer relationships. A strategic framework*. New Jersey: Wiley.
- Peppers, D. & Rogers, M. (2016). *Managing Customer Relationships: A Strategic Framework: Third Edition*. New Jersey: Wiley.
- Peterson, L. A., Blattberg, R. C. & Wang, P. (1997). Database marketing: Past, present, and future. *Journal of Interactive Marketing*, 11(4), 109-125.
- Pfeifer, P. E., Haskins, M. E. & Conroy, R. M. (2005). Customer lifetime value, customer profitability, and the treatment of acquisition spending. *Journal of managerial issues*, 11-25.
- Praagman, J. (1985). Classification and regression trees. *European Journal of Operational Research*, 19(1), 144.
- Prasad, U. D. (2012). Prediction Of Churn Behavior Of Bank Customers. *Business Intelligence Journal*, 5(1), 96-101.
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Rahimi, R. & Kozak, M. (2017). Impact of customer relationship management on customer satisfaction: The case of a budget hotel chain. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 34(1), 40-51.
- Reichheld, F. F. ve Teal, T. (2001). *The loyalty effect: The hidden force behind growth, profits, and lasting value*. Massachusetts: Harvard Business School Press.
- Reinartz, W. J. & Kumar, V. (2000). On the profitability of long-life customers in a noncontractual setting: An empirical investigation and implications for marketing. *Journal of marketing*, 64(4), 17-35.
- Reinartz, W. J. & Kumar, V. (2003). The impact of customer relationship characteristics on profitable lifetime duration. *Journal of marketing*, 67(1), 77-99.
- Riaz, W. & Tanveer, A. (2012). Marketing mix, not branding. *Asian Journal of Business and Management Sciences*, 1(11), 43-52.

- Rintamäki, T., Kuusela, H. & Mitronen, L. (2007). Identifying competitive customer value propositions in retailing. *Managing Service Quality: An International Journal*, 17(6), 621-634.
- Rissanen, J. (1983). A universal data compression system. *IEEE Transactions on Information Theory*, 29(5), 656-664.
- Rosset, S., Neumann, E., Eick, U. & Vatnik, N. (2003). Customer lifetime value models for decision support. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 7(3), 321-339.
- Rust, R. T. & Zahorik, A. J. (1993). Customer satisfaction, customer retention, and market share. *Journal of Retailing*, 69(2), 193-215.
- Ryals, L. & Knox, S. (2001). Cross-functional issues in the implementation of relationship marketing through customer relationship management. *European Management Journal*, 19(5).
- Saaty, T. L. (2004). Decision making—The analytic hierarchy and network processes (AHP/ANP). *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 13(1), 1-35.
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83-98.
- Safari, F., Safari, N. & Montazer, G. A. (2016). Customer lifetime value determination based on RFM model. *Marketing Intelligence and Planning*, 34(4), 446-461.
- Sagin, A. N. & Ayvaz, B. (2018). Determination of association rules with market basket analysis: Application in the retail sector. *Southeast Europe Journal of Soft Computing*, 7(1).
- Saputra, D. A., Handayani, P. W. & Satria, R. (2019). Customer relationship management (CRM) implementation evaluation using maturity assessment in telecommunication industry: Case study of an Indonesian company. *2019 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, IEEE.
- Schroeck, M. (2001). Customer analytics making the difference in CRM: Customer analytics amplify the value of integrated CRM solutions. Berlin: DM Review.
- Seiders, K., Voss, G. B., Grewal, D. & Godfrey, A. L. (2005). Do satisfied customers buy more? Examining moderating influences in a retailing context. *Journal of Marketing*, 69(4), 26-43.
- Shaw, R. (1993). Making database marketing work. *Journal of Information Technology*, 8(2), 110-117.
- Sheth, J. N. (2002). The future of relationship marketing. *Journal of Services Marketing*, 16(7), 590-592.

- Siddiqi, J., Akhgar, B., Wise, T. & Hallam, S. (2006). A Framework for the Implementation of a Customer Relationship Management Strategy in Retail Sector. *IKE*.
- Silahtaroglu, G. (2013a). *Veri madenciliği kavram ve algoritmaları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Singh, M. (2012). Marketing mix of 4P's for competitive advantage. *IOSR Journal of Business and Management*, 3(6), 40-45.
- Soltani, Z. & Navimipour, N. J. (2016). Customer relationship management mechanisms: A systematic review of the state of the art literature and recommendations for future research. *Computers in Human Behavior*, 61, 667-688.
- Spencer, X. S. Y., Joiner, T. A. & Salmon, S. (2009). Differentiation strategy, performance measurement systems and organizational performance: Evidence from Australia. *International Journal of Business*, 14(1), 83.
- Srivastava, R., Shervani, T. & Fahey, L. (1998). Market-based assets and shareholder value: A framework for analysis. *The Journal of Marketing*, 62(January), 2-18.
- Stanimirova, I., Kubik, A., Walczak, B. & Einax, J. W. (2008). Discrimination of biofilm samples using pattern recognition techniques. *Analytical and bioanalytical chemistry*, 390(5), 1273-1282.
- Stone, B. (1995). *Successful direct marketing methods*, Illinois: NTC Business Books.
- Stroburg, S. K. (2016). Customer relationship management and customer loyalty in the casino industry: A quantitative correlational study. (Yayımlanmamış Doktora Tezi), University of Phoenix, ABD.
- Tamaddoni, A., Stakhovych, S. & Ewing, M. (2017). The impact of personalised incentives on the profitability of customer retention campaigns. *Journal of Marketing Management*, 33(5-6), 327-347.
- Tan, P. N. (2009). Receiver operating characteristic. *Encyclopedia of Database Systems*, Boston: Springer, 2349-2352.
- Tao, F. (2014). Customer relationship management based on increasing customer satisfaction. *International Journal of Business and Social Science*, 5(5), 256-263.
- Taylor, G. A., Neslin, S. A., Grantham, K. D. & McNeil, K. R. (2017). Managing CLV using the migration model framework: Overcoming the 'recency trap'. *Journal of the Academy of Marketing Science* 41(3), 320-337.
- Tsai, C. F. & Lu, Y. H. (2009). Customer churn prediction by hybrid neural networks. *Expert Systems with Applications*, 36(10), 12547-12553.
- Uncles M. D., Dowling G. R. & Hammond K. (2003). Customer loyalty and customer loyalty programs. *Journal of Consumer Marketing* 20(4), s. 294-316.

- Utkutuğ, Ç. P. (2008). Kurumsal performans değerlendirme yöntemi olarak toplam başarı göstergesi yöntemi. *Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi*, 23, 55-78.
- Uysal, F. & Aksoy, Ş. (2004). Müşteri ilişkiler yönetimindeki temel boyutlar ve tıbbi malzeme lojistiği üzerine bir uygulama. *Akdeniz Üniversitesi İİBF Dergisi*, 2(7), 129-144.
- Ünalın, M. (2017). Helal gıda ürünlerinde pazarlama karması elemanları. *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 8(17), 102-113.
- Vafeiadis, T., Diamantaras, K. I., Sarigiannidis, G. & Chatzisavvas, K. Ch. (2015). A comparison of machine learning techniques for customer churn prediction. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 55, 1-9.
- Vanessa, N. & Japutra, A. (2018). Contextual marketing based on customer buying pattern in grocery e-commerce: the case of bigbasket.com (India). *ASEAN Marketing Journal*, 56-67.
- Venkatesan, R. & Kumar, V. (2004). A customer lifetime value framework for customer selection and resource allocation strategy. *Journal of marketing*, 68(4), 106-125.
- Verbeke, W., Dejaeger, K., Martens, D., Hur, J. & Baesens, B. (2012). New insights into churn prediction in the telecommunication sector: A profit driven data mining approach. *European Journal of Operational Research*, 218(1), 211-229.
- Wang, Y. (2020). Research on the effect of 4C+ 2S to customer perceived value in scene marketing of clothing industry in China. *Open Journal of Business and Management*, 8(2), 628-638.
- Wasmer, D. J., Williams, J. R. & Stevenson, J. (1997). A reconceptualization of the marketing mix: Using the 4 C's to improve marketing planning in higher education. *Journal of marketing for higher education*, 8(2), 29-35.
- Woodcock, N. (2005). *Customer Management Scorecard: Managing CRM for Profit*. New York: Kogan Page Publishers.
- Wu, J., Shi, L., Lin, W. P., Tsai, S. B., Li, Y., Yang, L. & Xu, G. (2020). An empirical study on customer segmentation by purchase behaviors using a RFM model and K-means algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 1-7.
- Wu, W. & Chen, Y. (2017). Cumulative gain and lift charts for model performance assessment in mineral potential mapping. *Global Geology*, 20(2), 118-130.
- Xevelonakis, E. (2005). Developing retention strategies based on customer profitability in telecommunications: An empirical study. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 12(3), 226-242.

- Xu, Y., Yen, D. C., Lin, B. & Chou, D. C. (2002). Adopting customer relationship management technology. *Industrial Management & Data Systems*, 102(8), 442-452.
- Xu, Z. (2000). On consistency of the weighted geometric mean complex judgement matrix in AHP1Research supported by NSF of China.1. *European Journal of Operational Research*, 126(3), 683-687.
- Yang, L. ve Chiu, C. (2006). Knowledge discovery on customer churn prediction. *Proceedings of the 10th WSEAS International*, 523-528, Dallas.
- Yang, W. & Mattila, A. S. (2012). The role of tie strength on consumer dissatisfaction responses. *International Journal of Hospitality Management*, 31(2), 399-404.
- Yao, T., Qiu, Q. & Wei, Y. (2019). Retaining hotel employees as internal customers: Effect of organizational commitment on attitudinal and behavioral loyalty of employees. *International Journal of Hospitality Management*, 76, 1-8.
- Yıldırım, H., Bucak, T. & Aksu, M. (2015). Küçük ölçekli konaklama işletmelerindeki yöneticilerin müşteri ilişkileri yönetimine ilişkin tutumlarına yönelik bir araştırma: Bozcaada örneği. *Karabük Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 5(1), 81-93.
- Yi, Y. (1990). A critical review of consumer satisfaction. *Review of marketing*. Illinois: American Marketing Association.
- Yurdakul, M. (2007). İlişkisel Pazarlama Anlayışında Müşteri Sadakati Olgusunun Ayrıntılı Ayrıntılı Bir Şekilde Analizi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 17, 268-287.
- Zaby, C. & Wilde, K. D. (2018). Intelligent business processes in CRM. *Business & Information Systems Engineering*, 60(4), 289-304.
- Zairi, M. (2000). Managing customer dissatisfaction through effective complaints management systems. *The TQM magazine*.
- Zeithaml, V.A., Bitner, M. J. & Gremler, D. D. (2009). *Services marketing: Integrating customer focus across the firm*. New York: McGraw-Hill Irwin.
- Zeithaml, Valarie A., Berry, L. L. & Parasuraman, A. (1996). The Behavioral Consequences of Service Quality. *Journal of Marketing*, 60(2), 31-46.
- Zeithaml, V.A., Bitner, M. J. & Gremler, D. D. (2013). *Services marketing: Integrating customer focus across the firm*. 2nd Edition. New York: McGraw-Hill Irwin.
- Zineldin, M. & Philipson, S. (2007). Kotler and Borden are not dead: Myth of relationship marketing and truth of the 4Ps. *Journal of Consumer Marketing*, 24(4), 229-241.

EKLER

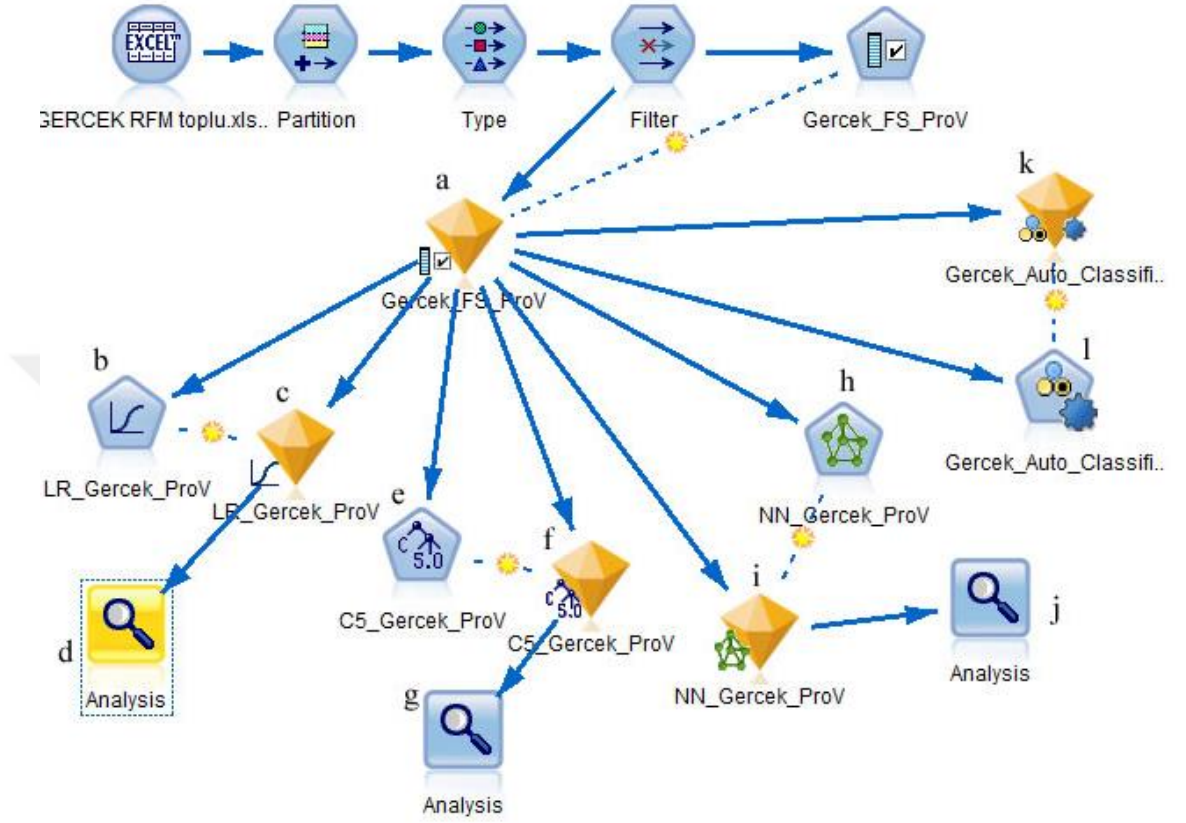
EK1: IBM Modeler Programı Üzerinde Tahmin Tekniklerinin Detaylı Arayüzlerinin İncelenmesi Ve Modellerin Analiz Süreçlerinin Gösterimleri

Çalışmada IBM Modeler programının analizlerin gerçekleştirilmesinde kullanıldığı belirtilmiştir. Çalışmanın akıcılığının ve anlaşılabilirliğinin bozulmaması amacıyla IBM Modeler üzerinde tekniklerin detaylı arayüzlerinin incelenmesi ve modellerin analiz süreçlerinin gösterimleri EKLER kısmında yer alan EK1'e alınmıştır.

Modellerin IBM Modeler programı üzerinde kurulması amacıyla öncelikle teknik aşamalar gerçekleştirilmiş ve Bölüm 4'te şekillerle göstermiştir. Gerçekleştirilen aşamalar aşağıda sıralanmıştır:

- *IBM Modeler Kaynak Dosya Seçimi Arayüzü:* Hangi veri dosyasının kullanılacağını seçilebildiği arayüz
- *Kaynak Dosyası ve Sürümünün Belirlenmesi:* Kullanılacak veri dosyası ve hangi formatta olduğu bilgisi. Burada bahsedilen sürüm ofis programları arasında sürüm farklılıklarından doğan dosya formatlarının uzantısıdır.
- *Veri Türlerinin Belirlenmesi, Okunması ve Değişken Rollerinin Belirlenmesi:* Burada veri setindeki değişkenlerden hangilerinin bağımsız, hangileri bağımlı ve hangileri sadece tabloda gösterilecek ama analize dahil edilmeyeceği belirlenmektedir.
- *Özellik Seçimi Ekranı :* Bu ekranda özellik seçimi (feature selection) ile hangi bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerinde ve modelde anlamlı olup olmadığının belirlendiği ön analiz aşamasıdır.
- *Özellik Seçimi Sonrası Filtreleme ve Modellere Bağlama:* Özellik seçimi sonrasında modelde anlamlı olacak değişkenleri modele dahil ederken, anlamsız olan değişkenleri ise modele eklenmez ve hariç tutulur.
- *Modelin Çalıştırılması Bilgisi:* Bu ekranda sadece modelin çalıştığı ve geçen süre belirtilir.
- *Tahmin Tekniklerinin Çıktıları:* Bu gösterilen ekran görüntüsünde çalıştırılan modellerin çıktıları elmaslarla gösterilir. Buradaki elmaslar, modelin çalışmayı bitirdiği ve çıkarttığı sonuçlara ulaşmak için bir kısayol olmaktadır.

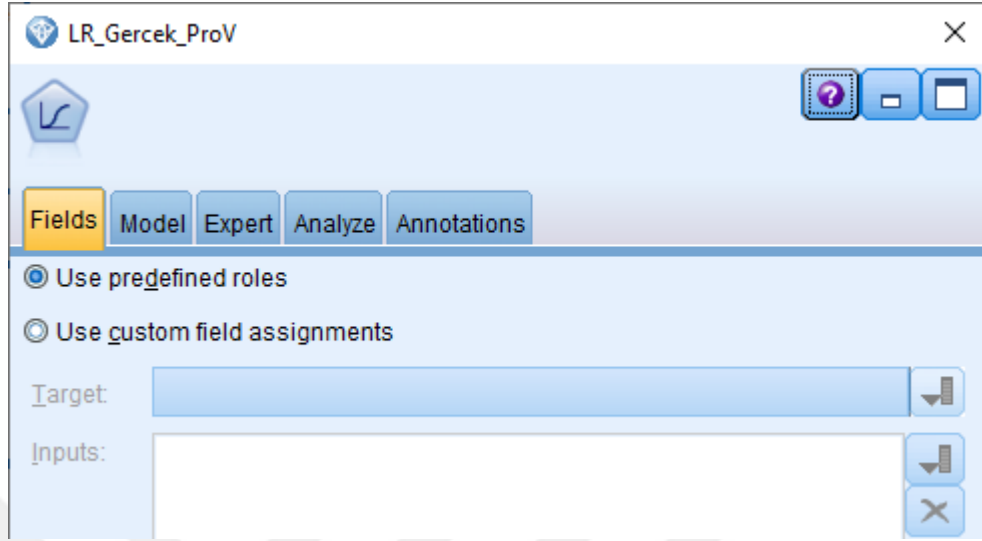
Bu aşamalardan sonra her bir veri kümesi için iki ayrı yol izlenerek modellerin nasıl uygulanacağına ait Modeller arayüzü kurulmuştur (Şekil 35).



Şekil 35: Modellerin Uygulanma Aşamalarının Gösterimi

Kullanılacak veriyi Özellik Seçimi ile çalıştırdıktan sonra bu modülün sonuçlarını içeren bir elmas şeklinde külçe (Golden Nugget) ortaya çıkar. (a) ile gösterilen bu külçede modelin hedefini tahmin etmede önemli görülen değişkenleri içeren veri kümesi bulunmaktadır. Bundan sonraki aşamalarda bu veri kümesi kullanılarak veri madenciliğinde karşılaşılan aşırı öğrenme, gereksiz bilgilerin hatayı arttırması, doğruluğu azaltması gibi bazı sorunlar elimine edilmiş olacaktır. (b) aşamasında Lojistik Regresyon (LR) modülünün simgesi görülmektedir. Veri kümesi bu modüle bağlanarak verinin Lojistik regresyonda analizi gerçekleştirilecektir. Bağlantı kurulduktan sonra LR modülünü (c) veriye ve modele uygun düzenlenmelidir. Şekil 36’da LR modülünün düzenleme ekranı gösterilmiştir. Bu ekranda Alanlar (Fields) kısmında hangi değişkenlerin girdi hangilerinin hedef olduğu belirlenmektedir. Bu model öncesinde Tür

(Type) düğümünde bunlar belirlendiği için Önceden Belirlenmiş Roller Kullan (Use predefined roles) seçeneği seçilmiştir.



Şekil 36: Lojistik Regresyon Modülü Ekranı

Şekilde LR modülünün model seçenekleri belirlenmektedir. Bölümlendirilmiş Verileri Kullan (Use partitioned data) ve Her Bölüm İçin Model Kur (Build model for each split) seçeneklerini seçerek İstanbul ve Ankara verilerinin analize dahil edilmesini ve her ikisi için de model çıktısı vermesi istenmektedir. Yöntem (Procedure) kısmında hedef değişkenin türüne göre çok değişkenli (Multinomial) veya ikili değişkenli (Binomial) olup olmadığı seçilir. Çalışmamızda müşterinin kayıp olup olmama değeri ikili seçeneği barındırdığından Yöntem kısmı İkili değişken (binomial) seçilmiştir. İkili değişkenin seçilmesi sonrasında LR modelinde kullanılacak değişkenlerin hangi yöntemle modelin kurulacağı belirlenmelidir. Burada üç temel yöntem vardır. Tam Seçim (Enter), İleriye Doğru Aşamalı Seçim (Forward Stepwise) ve Geriye Doğru Aşamalı Seçim (Backward Stepwise). Tam Katılım yönteminde bağımlı değişkeni etkileyecek tüm değişkenler modele dahil edilir. Model çalıştırıldıktan sonra en iyi tahminleyiciler gösterilir. İleriye Doğru Aşamalı Seçimde bağımlı değişkeni etkileyecek tüm bağımsız değişkenler, modeli ne kadar iyileştireceklerine göre test edilir ve en iyileri modele sırayla eklenir. Geriye Doğru Aşamalı Seçimde ise en başta tüm değişkenler modele eklenir sonra modele çok az katkıda bulunan değişkenler, modeli önemli ölçüde kötüleştirmeden tek tek kaldırılır ve nihai model elde edilir. Çalışmada Tam Seçim yöntemi kullanılmıştır. LR düzenleme ekranında diğer sekmelerde tekilik toleransı, iterasyon sayısı (çalışmada standart değer

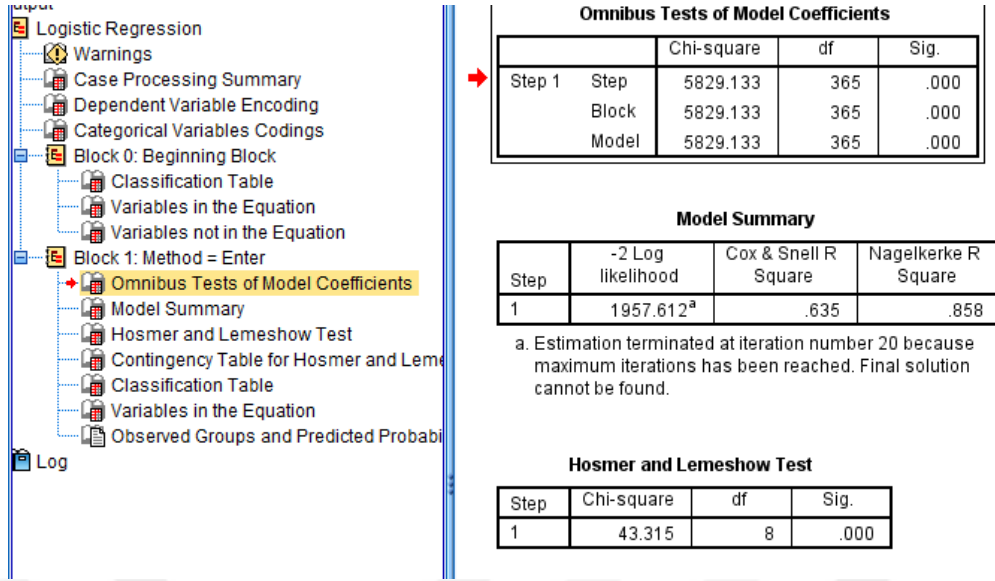
olan 20 iterasyon kullanılmıştır), olasılık yakınsaklığı gibi kriterler bulunmaktadır. Bunlar değiştirilmemiş ve tüm veri kümelerinde karşılaştırma doğruluğunu manipüle etmemek için aynı şekilde kullanılmıştır.

The screenshot shows the 'Model' tab of the SPSS dialog box. The 'Model name' is set to 'LR_Gercek_ProV'. The 'Use partitioned data' and 'Build model for each split' checkboxes are checked. The 'Procedure' is set to 'Binomial'. The 'Binomial Procedure' section shows 'Method' set to 'Enter'. The 'Categorical Inputs' section is empty. The 'Include constant in equation' checkbox is checked. At the bottom, there are buttons for 'OK', 'Run', 'Cancel', 'Apply', and 'Reset'.

Field Name	Contrast	Base Category
------------	----------	---------------

Şekil 37: Lojistik Regresyon Model Seçenekleri

Özellik Seçiminin çıktısı olan elmas külçenin LR ile çalıştırılması sonucu LR sonuç külçesi ortaya çıkar (c). Bu külçe LR modelinin çıktılarının görüntülenmesini sağlar. Bağımsız değişkenlerin dışarıda tutulduğu Başlangıç Modelinde (Block 0) bağımlı değişken ile ilgili istatistiksel ifadeleri verir. Block 1 ise kullanılan LR yönteminin sonucunu vermektedir.



Şekil 38: Lojistik Regresyon Model Çıktısı

Model katsayılarını içeren test (Omnibus tests of Model Coefficient) tablosu, modele eklenen bağımsız değişkenlerin eklenmesini içeren ki-kare testi sonuçlarını verir. Hiçbir değişken eklenmeyen Block 0'a göre anlamlı olup olmadığı Anlamlılık (Significance) sütununa bakılarak karar verilir. Buradaki anlamlılık düzeyi $p < 0,05$ ise, modele eklenen değişkenlerin olasılık tahminindeki gücünün anlamlı olduğu ortaya çıkar. Tam Seçim yöntemi kullanıldığı için bu tablo üç satırdan oluşur. Model Özeti (Model Summary) yer alan Cox&Snell R kare ve Nagelkerke R kare değerleri, modelin açıklayıcılığını ve değişkenler arasındaki ilişkinin derecesini vermektedir. Bu değerlerin 1'e yakın olması beklenir (Kilic, 2015). En az 0,3 olması beklenen bu R kare değerleri aldığı 0,635 ve 0,858 değerleri ile modeldeki değişkenlerin açıklayıcılığının derecesinin yüksek olduğunu göstermektedir. Lojistik Regresyon analizinde, modelin uyumluluk iyiliği için Hosmer-Lemeshow yöntemini kullanılmaktadır. Bu yöntemde modelin veriye ne kadar uyumlu olduğunu gösteren bu yöntem değerinin 0.05'ten büyük olması beklenir ve 1'e yakın olan değerler daha iyi model uyumunu gösterir.

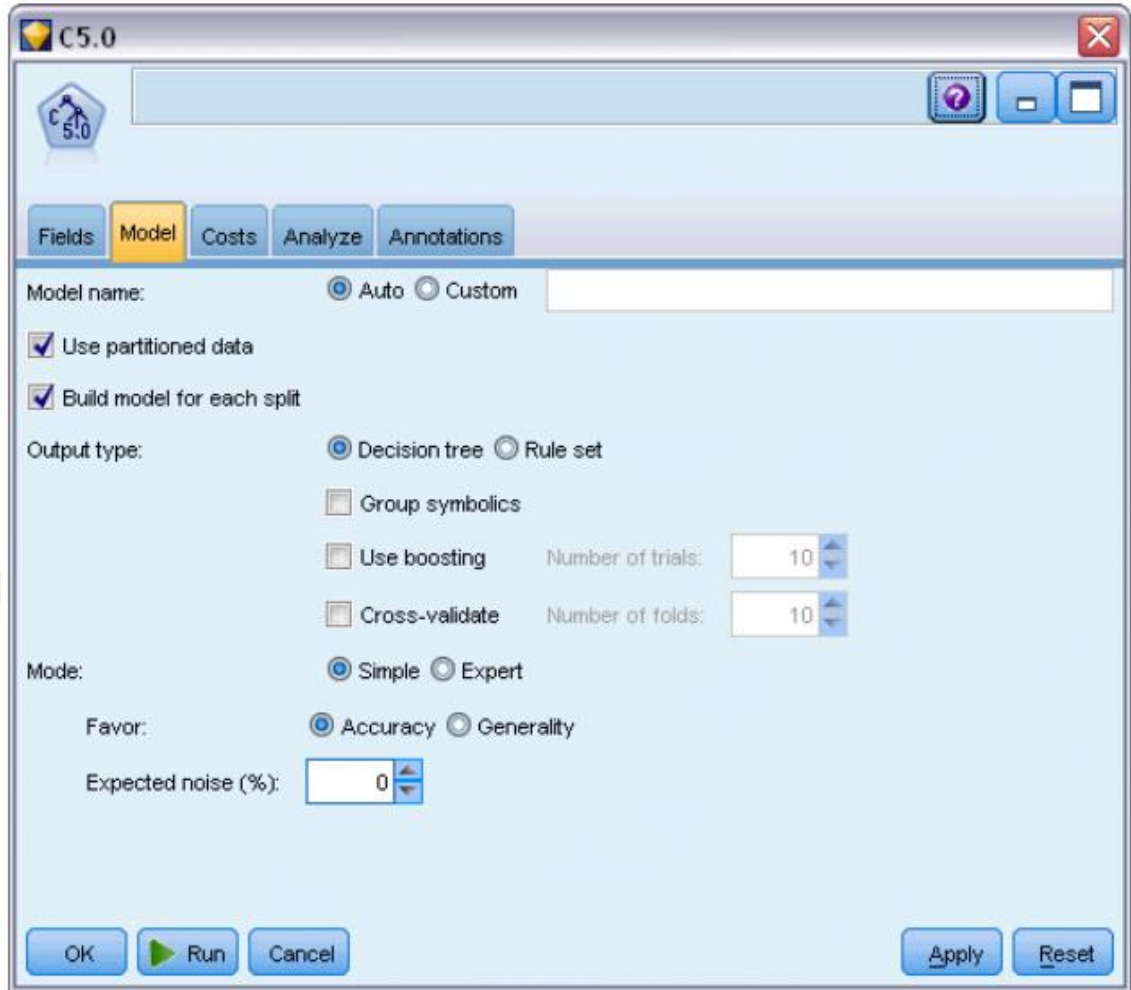
Model uyumu iyiliğini açıklamak için iki ayrı yaklaşım vardır. İlki, bağımlı değişkenin ne kadar iyi tahmin edilebildiğini gösteren ve karışıklık matrisinden elde edilen doğru tahmin yüzdesi ve Eğri Altındaki Alan değerleridir.

Bu değerlerin yüksek olması modelin iyi olduğunu göstermektedir. Diğeri ise, uyum iyiliğini belirlemeye yönelik istatistiki hesaplamadır. Standart sapma, Pearson ki-kare ve

Hosmer-Lemeshow deęerleri, önerilen modelin sıfır hipoteze göre ne kadar uyumlu olup olmadığını belirten testlerdir. 0'a yakın olan modelin uyumu kötü iken, 0.05'ten büyük olan p deęeri, modelin uyum iyilięini gösterir. Sözde R^2 deęerleri, sıfır hipoteze karşı modelin ne kadar iyi olduğunu gösterir.

Sınıflandırma Tablosunda (Classification Table) ise modelin sınıflandırma performansı ve doğruluęu oransal olarak ifade edilmektedir. LR modelinin tahminleme istatistiki deęerlerini görüntülemek için ise Anaysis (d) düęümü kullanılmaktadır. Bu düęümde eğitim ve test verileri için ayrı olarak doğru tahmin sayıları ve oranları, performans deęerlendirmesi, Sınıflandırma deęerlendirme metrięi olarak kullanılan Eğri Altındaki Alan (EAA) bilgileri verilmektedir. Analiz düęümünden elde edilen çıktıları tablo halinde ileride verilecektir.

Şekil 35'da gösterilen (e) düęümü C5.0 modülünü gösterirken (f) ise bu modülün çıktıları ve (g) bu modülün analiz çıktıları görüntülenmesini sağlamaktadır. C5.0 modülünün arayüzü aşağıda şekilde verilmektedir (Şekil 39).

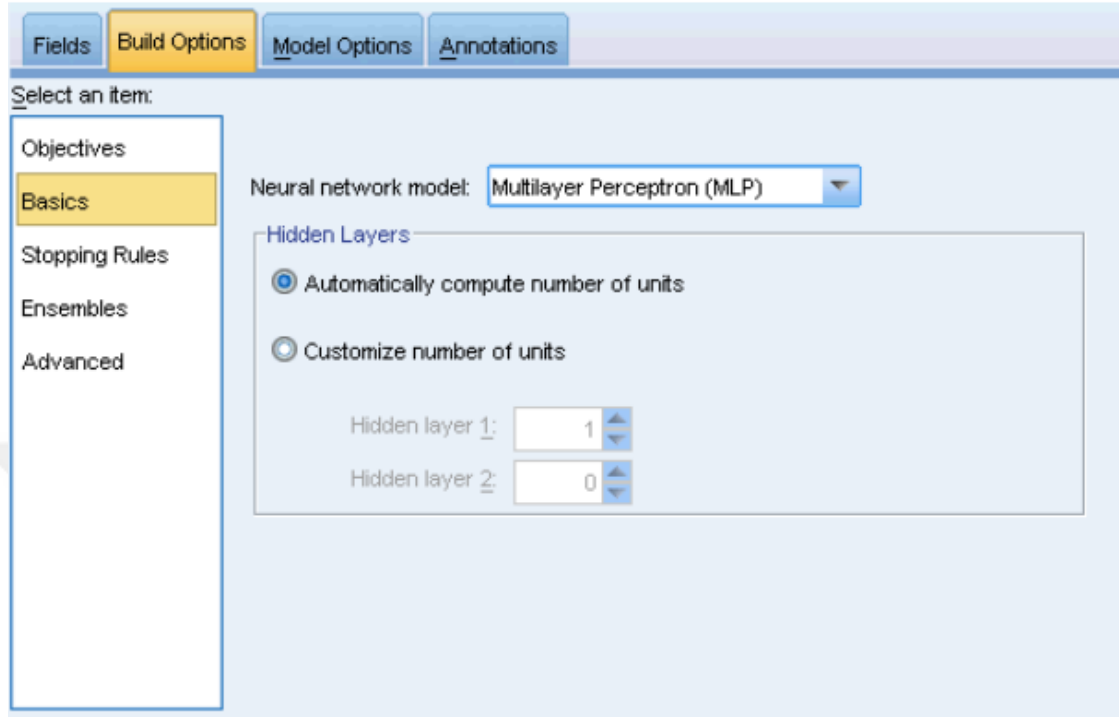


Şekil 39: C5.0 Model Seçenekleri

Şekil 35’te gösterilen C5.0 model seçeneklerinde Alanlar (Fields) sekmesi daha önce belirlenmiş alanları içerdiğinden işlem yapılmamıştır. Model sekmesinde ise bölümlendirilmiş veri ve her bölüt için model kurma etkinleştirilmiştir. Çıktı türü olarak ise karar ağaçları yöntemi kullanılmış, ayrıca tahmini güçlendirme özelliği olan destek kullanımı (use boosting) ve burada standart değeri 10 olan deneme sayısı seçilmiştir. Modelde doğruluk (accuracy) seçeneği onaylanarak çalıştırılmıştır.

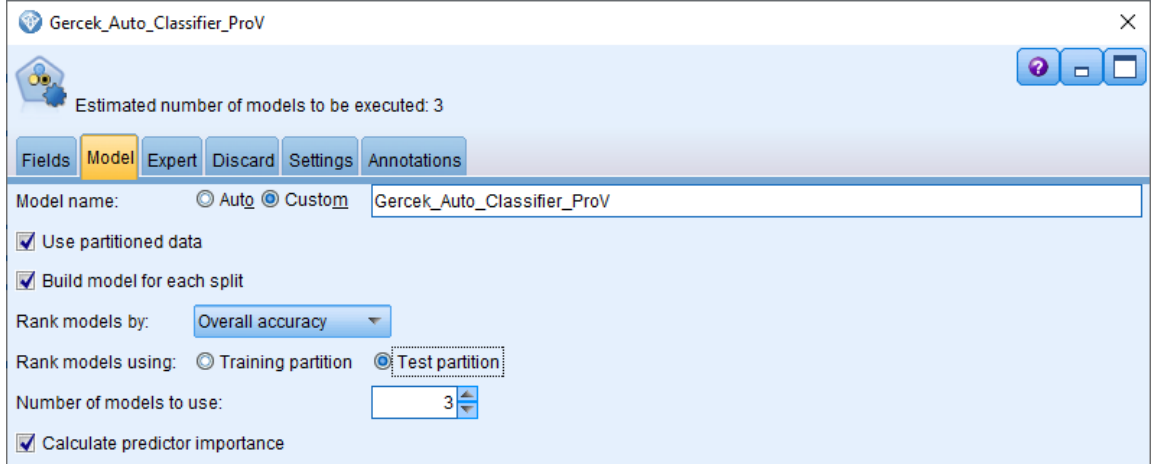
Şekil 35’deki (h) düğümü YSA modülünü, (i) düğümü bu modelin elmas külçe çıktısını (j) ise YSA modelinin analiz sonuçlarını göstermektedir. YSA modülünün arayüzü aşağıdaki Şekil 40’da gösterilmiştir. Modelde temel sinir ağırları modeli olarak Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron MLP) kullanılmıştır. MLP modeli model

gerçekleştirme süresinin artmasına rağmen tahmin doğruluğuna odaklanan, bunun için daha karmaşık ilişkilere izin veren YSA modelidir.



Şekil 40: Yapay Sinir Ağları Model Seçenekleri

Şekil 35'deki (k) modülü, Modeler programında yer alan aynı anda birden fazla tahmin tekniğinin, algoritmanın veya modelin çalıştırılarak genel doğruluk oranını, Eğri Altındaki Alan değerlerini gibi çıktıları veren bir düğümdür. (l) düğümü de bu düğümün sonuçlarını gösteren düğümdür. Şekil 41'de bu modülün arayüzü gösterilmektedir. Burada sınıflandırıcı için modellerin sonuçlarının sıralanması ve hangi modellerin kullanılacağı (Expert sekmesi) seçilebilmektedir. 14 temel sınıflandırıcı modeli aynı anda gerçekleştirilebildiği bu modelde çalışmamızda belirtildiği üzere LR, YSA ve C5.0 modelleri kullanılmıştır. Bu oto sınıflandırıcı modelinin çıktısı Şekil 58'de gösterilmektedir. Çıktıda görülebileceği gibi kullanılan her üç modelin genel doğruluk oranı, modelde kullanılan değişken sayıları ve modellerin Eğri Altındaki Alan oranları verilmiştir.



Şekil 41: Oto Sınıflandırıcılar Model Seçenekleri

Gercek_Auto_Classifier_ProV

File Generate View Preview

Model Graph Summary Settings Annotations

Sort by: Overall accuracy ☒ Ascending ☐ Descending

Us...	Graph	Model	Overall Accuracy (%)	No. Fields Used	Area Under Curve
☒		Logistic regression 1	88.76	325	0.958
☒		Neural Net 1	88.908	476	0.958
☒		C5 1	92.402	121	0.965

Şekil 42: Oto Sınıflandırıcı Sonuç Çıktısı

Burada Şekil 42’de her üç tekniğin genel doğruluk oranı (Overall Accuracy), kendi algoritmasını kullanarak kaç değişkeni bu kullandığı (No. Fields Used) ve Eğri Altındaki Alan oranları gösterilmektedir.

Yukarıda verilen aşamalar sadece bu çalışma için yapılabilecek adımları içermemektedir. Kullanılan YSA, Lojistik Regresyon ve C5.0 teknikleri kullanacak araştırmacılar bu adımları izleyerek kendi veri setlerini IBM Modeler programı üzerinde analiz edebileceklerdir.

EK1’de sunulan bu adımların bundan sonraki çalışmalarda araştırmacılara veri madenciliği konusunda yetkin ve etkili bir program olan IBM Modeler için kısa bir eğitim olarak düşünülmelidir.



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı: Ömer Faruk SEYMEN

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Yılı
Doktora	Sakarya Üniversitesi / İşletme Enstitüsü / Üretim Yönetimi ve Pazarlama	Devam Ediyor
Yüksek Lisans	Sakarya Üniversitesi / İşletme Enstitüsü / Üretim Yönetimi ve Pazarlama	2004
Lisans	Sakarya Üniversitesi / İşletme Bölümü	2001
Lise	Sakarya Anadolu Lisesi	1997

İŞ DENEYİMİ

Yıl	Yer	Görev
2002-Halen	Sakarya Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce

ESERLER

1. Dogan, O., Seymen, O. F. & Hizirolu, A. (2022). Customer behavior analysis by intuitionistic fuzzy segmentation: Comparison of two major cities in Turkey. *International Journal Of Information Technology & Decision Making*, 20, 707-727.
2. Seymen, O. F., Dogan, O. & Hizirolu, A. (2021). *Customer churn prediction using deep learning*. Proceedings of the 12th International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition, India.
3. Hizirolu, A. Sisci, M., Cebeci, H. I. & Seymen, O. F. (2018). An empirical assessment of customer lifetime value models within data mining. *Baltic Journal Of Modern Computing* 6(4), 434-448.
4. Dogan, O., Hizirolu, A. & Seymen, O. F. (2020). Segmentation of retail consumers with soft clustering approach. *Intelligent and Fuzzy Techniques: Smart and Innovative Solutions (INFUS 2020)*, Istanbul.