

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MÜŞTERİ ANALİTİĞİ VE ÖNERİ SİSTEMLERİ UYGULAMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Özge ELMAS

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Mühendislik Yönetimi Programı

HAZİRAN 2018

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MÜŞTERİ ANALİTİĞİ VE ÖNERİ SİSTEMLERİ UYGULAMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Özge ELMAS
(507011166)**

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Mühendislik Yönetimi Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Alp ÜSTÜNDAĞ

HAZİRAN 2018

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 507011166 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Özge ELMAS, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “MÜŞTERİ ANALİTİĞİ VE ÖNERİ SİSTEMLERİ UYGULAMASI” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Prof. Dr. Alp ÜSTÜNDAĞ**
~~İstanbul Teknik Üniversitesi~~

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Selim ZAIM**
İstanbul Şehir Üniversitesi

Doç. Dr. Başar ÖZTAYŞI
İstanbul Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : 3 Mayıs 2018
Savunma Tarihi : 8 Haziran 2018





Eşime, oğlum Işık Can'a, anneme ve babama



ÖNSÖZ

Yüksek lisans çalışmamı yönlendiren, değerli tecrübeleri, görüş ve eleştirileri ile tez çalışmamı yoğun programına rağmen sürekli destekleyen çok değerli danışman hocam Sn. Prof. Dr. Alp ÜSTÜNDAĞ'a ve benim için her şeyden önemli olan ve her zaman yanımda olduklarını hissettirerek bana destek olan aileme teşekkür ederim.

Haziran 2018

Özge ELMAS
Endüstri Mühendisi



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
SEMBOLLER	xiii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xv
ŞEKİL LİSTESİ.....	xvii
ÖZET.....	xix
SUMMARY	xxi
1.GİRİŞ.....	1
2.MÜŞTERİ ANALİTİĞİ.....	5
2.1. Geleneksel Pazarlama Metrikleri	5
2.1.1 Pazar payı	5
2.1.2 Satış büyümesi	6
2.2. Müşteri Edinim Metrikleri	6
2.2.1 Müşteri edinim oranı	6
2.2.2 Müşteri edinim maliyeti.....	7
2.3. Müşteri Aktivite Metrikleri.....	7
2.3.1 Satın almalar arası ortalama süre	7
2.3.2 Elde tutma ve terk etme oranı.....	7
2.3.3 Hayatta kalma oranı.....	8
2.3.4 Yaşam boyu zaman.....	9
2.3.5 P(Aktif).....	9
2.3.6 Cüzdan büyüklüğü	11
2.3.7 Kategori gereksinim payı.....	12
2.3.8 Cüzdan payı	13
2.4. Müşteri Aktivite Metrikleri.....	14
2.4.1 RFM Metodu	14
2.4.2 Geçmiş müşteri değeri	18
2.4.3 Yaşam boyu değer metriği.....	19
2.4.4 Müşteri sermayesi.....	20
2.5. Müşteri Seçme Metrikleri.....	22
2.5.1 Profilleme	22
2.5.2 İkili (Binary) sınıflandırma ağaçları	23
2.5.3 Lojistik regresyon	25
2.5.4 Müşteri seçme metriklerini değerlendirme teknikleri	27
3.KAMPANYA YÖNETİMİ.....	29
3.1. Kampanya Planlama ve Geliştirme	29
3.1.1 Amaç ve stratejiler oluşturma.....	30
3.1.2 Müşteri segmentlerini belirleme.....	32
3.1.3 İletişim stratejisi geliştirme	32

3.1.4 Teklifi geliştirme	33
3.1.5 Kampanya bütçesi.....	34
3.1.6 Test etme.....	34
3.2 Kampanyayı Yürütme	35
3.2.1 Uygulama ve koordinasyon	35
3.2.2 İzleme ve düzeltmeler yapma	36
3.2.3 Yaşanabilecek problemler.....	37
3.3 Analiz ve Kontrol	37
3.3.1 Kampanya sonuçlarını ölçme	37
3.3.2 Geri dönüş analizi	38
3.3.3 Profil analizi.....	39
3.4 Kampanya Geri Dönüşleri.....	39
4.ÖNERİ İSTEMLERİ.....	41
4.1 Tanım.....	41
4.2 Algoritmalar	42
4.2.1 İş birliğine dayalı filtreleme.....	42
4.2.2 İçerik filtreleme	44
4.2.3 Demografik	45
4.2.4 Melez metotlar	46
4.2 Uygulamalar	47
5. RFM ANALİZİNİN ÖNERİ SİSTEMİ ÜZERİNDE PERFORMANS	
DEĞERLENDİRMESİ	49
5.1 Knime Hakkında Bilgi.....	49
5.2 Veri Seti.....	50
5.3 Knime’da Ortaklık (Association) Kurallarının Oluşturulması ve Yorumlanması.....	50
6.SONUÇ VE ÖNERİLER.....	59
KAYNAKLAR.....	63
ÖZGEÇMİŞ.....	65

KISALTMALAR

MİY	: Müşteri İlişkileri Yönetimi
YBD	: Yaşam Boyu Değer
KPI	: Temel Performans Göstergesi
ROI	: Yatırım Getirisi
ROP	: Promosyon Getirisi
KGP	: Kategori Gereksinim Payı
CP	: Cüzdan Payı
ÖS	: Öneri Sistemi



SEMBOLLER

j	: Odak firma
S_i	: i Firmasının satışları
I	: Pazardaki tüm firmalar
t	: Zaman aralığı
t₀	: Şimdiki zaman
S_{ij}	: Müşteri i'ye firma j tarafından yapılan (belirli bir kategorideki) satış değeri j = 1,2,...J
s_{jt}	: t-1 zamanından t zamanına satış değişimi
s_{jt-1}	: t-1 zamanında j firmasının satışları
N	: Grup büyüklüğü
T	: Toplam zaman
n	: t zamanı içinde yapılan işlem adedi
V_{ij}	: Toplam Müşteri i'nin firma (ya da marka) j'den satın alma hacmi
δ	: İndirim oranı
GC_{it}	: Müşteri i'nin t zamanı boyunca firmaya yaptığı katkı
YBD_i	: i müşterisinin t = 0 zamanındaki net değeri
y	: Bağımlı değişken
x	: Tahmini (predictor) değişken
α	: Sabit
β	: x'in y üzerindeki etkisi
ε	: Hata ifadesi



ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1 : Hayatta kalma oranı hesaplama.	8
Çizelge 2.2 : Doğrudan pazarlama firmasının gerçek elde tutma düzeni.	10
Çizelge 2.3 : 3 aylık satın alımlar.	13
Çizelge 2.4 : Güncellik puanı.	17
Çizelge 2.5 : Tutar puanı.	17
Çizelge 2.6 : RFM kümülatif puanı.	17
Çizelge 2.7 : Harcama modeli.	18
Çizelge 2.8 : Yaşam boyu değer ve müşteri sermayesi hesaplama.	21
Çizelge 2.9 : Potansiyel futbol ekipmanı alıcılarının sınıflandırılması.	23
Çizelge 2.10 : Karışıklık matrisi.	27
Çizelge 2.11 : Lift ve kümülatif lift.	28
Çizelge 3.1 : Teklif seçenekleri.	33
Çizelge 4.1 : Derecelendirme örneklem örneği.	43
Çizelge 4.2 : Kullanıcıların Pearson korelasyonlarına dayalı benzerliği.	43
Çizelge 5.1 : İşlemler veri seti örneği.	53
Çizelge 5.2 : Ürün bilgileri veri seti örneği.	53
Çizelge 5.3 : Mevcut veri seti ile oluşturulan ortaklık kuralları.	54
Çizelge 5.4 : RFM hesaplama tablosu örneği.	55
Çizelge 5.5 : Segment bazlı Ortaklık Kuralları adedi.	56
Çizelge 5.6 : Segment bazlı müşteri adedi.	57
Çizelge 5.7 : W3 segmentinde RFM değeri 6 olan müşteriler için hesaplanan Ortaklık Kuralları.	57



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1 : Yeni Müşteri Elde Etmek İçin Profilleme.....	22
Şekil 2.2 : Futbol Ekipmanı Alıcıları İçin Sınıflandırma Ağacı.....	24
Şekil 2.3 : % 10'luk Grup Analizi.....	28
Şekil 3.1 : Kampanya Yönetimi.	31
Şekil 3.2 : Müşteri Elde Tutma ve/veya Yeni Müşteri Edinimi Stratejilerinde Temel Pazar ve Ürün Kararları.	31
Şekil 5.1 : Knime’da Ortaklık Kuralları’nın Oluşturulması (Konsol Görüntüsü)....	51
Şekil 5.2 : Veri Setinin Uygun Formata Getirilmesi İçin Knime’da Kullanılan Düğümler	52
Şekil 5.3 : Segmentlere Göre Ortaklık Kuralları Oluşturulması İçin Veri Setinin Uygun Formata Getirilmesi.....	56



MÜŞTERİ İLİŞKİLERİ YÖNETİMİ VE ÖNERİ SİSTEMLERİ UYGULAMASI

ÖZET

Modern dünyadaki rekabetçi pazar ve dalgalı ekonomiler, müşterileri uzun vadede karlı olarak yönetmenin zaruri bir ihtiyaç olduğunu ortaya çıkarmıştır. Müşteri İlişkileri Yönetimi, bir firmanın stratejik olarak en karlı şekilde hizmet edebileceği müşterileri seçmesi ve söz konusu müşteriler ile firma arasındaki etkileşimi şekillendirmesidir. Burada asıl amaç, müşterilerin mevcut ve gelecek değerini firma için optimize etmektir. Günümüzde Müşteri İlişkileri Yönetimi, modern ekonomi için vazgeçilemez bir strateji, taktikler kümesi ve teknolojiyi ifade eder.

Çalışmanın başında değişik kaynakların müşterilere farklı olarak tahsis edilmesini temel alan Müşteri Değer Yönetimi incelenmiştir. Farklı kaynak aktarımının temeli, müşterinin firma için ekonomik değeridir. Bundan dolayı, bir firma müşteri yönetimine geçmeden önce her bir müşterinin firmaya ne kadar değer kattığı hesaplanmalıdır. Bunun için kullanılan yöntemlerin bazıları basit hesaplamaları temel alır, bazıları ise matematiksel teknikleri gerektirir. Çalışmada pazar payı, satış büyümesi gibi metriklerin yanı sıra cüzdandan büyüklüğü, müşteri yaşam boyu değeri, RFM metodu gibi metrikler örneklerle incelenmiştir.

Daha sonra Müşteri Değer Yönetiminin en önemli hedeflerinden biri olan, mevcut müşterileri değerlerine göre profilleyip, bu veriler doğrultusunda benzer müşteriler bularak elde etmek amacıyla yapılan Pazarlama Kampanyalarının nasıl yapılması gerektiği adım adım irdelenmiştir.

Kampanya Yönetimi ardından, firmaların müşterileri ve satın alma davranışlarını daha iyi anlamasını sağlayarak, birbiriyle ilişkili ürünleri keşfetmesine, birbiriyle ilişkili ürünlere dayalı müşteri yanıtının olasılığını tahmin etmesine ve pazarlama ve satış işlemlerini optimize etmesine olanak tanıyan Öneri Sistemleri incelenmiştir. Öneri Sistemleri çalışmaları sonucu yapılabilecek pazarlama ve satış işlemleri arasında;

- İlişkili ürünlerden satın almayan müşterilere ürün önerisi yapmak ya da indirimli set halinde ilişkili ürünleri sunarak satış hacmi artırmak,
- Önerilen ürünleri yüksek doğruluk oranıyla yaparak müşteri memnuniyeti sağlamak,
- Perakende mağaza yöneticisinin ilişkili ürünler bazında stok kontrolü yapmasını sağlamak,
- Mağaza ürün yerleşiminde ilişkili ürünler göz önünde bulundurularak tasarım yapmak vb. sayılabilir.

Bu amaçla çalışmada, UCI Machine Learning Repository'den alınan, İngiltere merkezli bir e-ticaret şirketinin 01/12/2010 ve 09/12/2011 tarihleri arasında gerçekleşen 541.910 adet işlemi içeren veri seti ile açık kaynaklı Knime Platformu'nda Ortaklık Kuralları oluşturulmuştur.

Oluřturulan Ortaklık Kuralları sonucunda, firmanın hangi ürünlerden kimlere öneri yapabileceđi, promosyonlu veya promosyonsuz ürün seti tasarlanabileceđi, ilişkili ürün gamında yeni ürün tasarım fırsatlarının neler olabileceđi ve stok kontrolünde hangi ürünleri göz önünde bulundurması gerektiđi gibi sonuçlara ulařılmıştır.

Çalışmanın ikinci kısmında söz konusu veri setine, gelecek müşteri davranışlarını daha iyi tahmin etmek ve hedef müşterileri daha iyi belirlemek için RFM analizi yapılmıştır. RFM analizi yapılan 36 farklı segmentteki müşteri için Ortaklık Kuralları hesaplanmış ve incelenmiştir. Böylece segment bazında daha yüksek müşteri memnuniyeti ve daha çok çapraz satış ile sonuçlanacak, ürün öneri kural setleri oluşturulmuştur.

RFM analizi sonrası oluşturulan müşteri segmentlerinde hesaplanan Ortaklık Kuralları'nın firma hedefleri doğrultusunda daha odaklı kampanya performansı sağlayacağı düşünülmektedir. Daha doğru sonuçlara ulaşabilmek için, müşterilerin demografik bilgilerinin de eklenerek Ortaklık Kuralları oluşturulması tavsiye edilmektedir. Böylece yöneticiler, daha doğru ve daha güçlü kurallar kullanarak, doğru müşteri segmentlerine daha hedefli ve etkili kampanyalar hazırlayabilir.

CRM ANALYTICS AND RECOMMENDER SYSTEMS APPLICATION

SUMMARY

Today, understanding and meeting individual customer needs have become the key dimension on which firms forge their competitive advantage. With this shift, it is important to state the importance of the customer concept. The customer concept is the conduct of all marketing activities with the belief that the individual customer is the central unit of analysis and action. This definition emphasizes the analysis and measurement of marketing activities and consequences at the individual customer level.

The notion of CRM with customer value at its core, enables us to define CRM from a customer value perspective: CRM is the practice of analyzing and using marketing databases and leveraging communication technologies to determine corporate practices and methods that maximize the lifetime value of each customer to the firm.

At the beginning of the study, Customer Value Management, which is based on the allocation of different resources to customers differently, has been examined. The basis of different resource allocation is the economic value of the customer for the firm. Therefore, before transitioning to customer value management, it is necessary to calculate how much each customer adds value to the firm. Some of the methods used for this are based on simple calculations, others require mathematical techniques. Market share, sales growth, wallet size, customer life time value and RFM method are metrics and methods used in customer analytics which are some of the ones examined in the study with examples.

In the absence of individual customer data, companies have relied on traditional marketing metrics such as market share and sales growth. The availability of customer-level data helps firms utilize a new set of metrics which enables the assignment of value to each individual customer. These so-called primary customer-based metrics can be subdivided into customer acquisition metrics and customer activity metrics. Customer acquisition metrics measure the customer level success of marketing efforts to acquire new customers.

The most important customer analytics topic for this study is RFM method. Because it is used to segment the customers before calculating Association Rules in the application. RFM stands for recency, frequency, and monetary value. This technique utilizes these three metrics to evaluate customer behavior and customer value and is often used in practice. Recency is a measure of how long it has been since a customer last placed an order with the company. Frequency is a measure of how often a customer orders from the company in a certain defined period. Monetary value is the amount that a customer spends on an average transaction. The general idea of RFM is to classify customers based on their RFM measure. The resulting groups of customers are associated with purchase behavior, e.g., likelihood to respond to a marketing campaign. RFM also tracks customer behavior over time in what is called

a state-space. That is, customers move over time through space with certain defined activity states.

Marketing Campaigns which is one of the most important goals of Customer Value Management is done by profiling customers according to the profiles of existing customers and finding similar new customers by the help of these data. A successful campaign management process comprises of planning, development, execution and analysis. At the campaign planning stage, marketers make strategic decisions that define the overall objectives of the campaign, the best communication message and the best target audience. The objectives often are market penetration, market extension, product development or diversification. When pursuing a customer retention strategy, ideally the company should target its most profitable customers via LTV (lifetime value) and RFM (recency, frequency, and monetary) analyses. The company can choose to pursue market penetration or extension, market diversification or new product development. Communication strategy involves choosing the most effective message and media (for retention and acquisition strategies) to efficiently reach its target segments.

Identification of the customer segments that the campaign will target can be done using lifetime segmentation and profiling based on purchase behavior and profile data. The CRM database plays a central role in the segmentation process by providing information on customer behaviors and profiles, channel preferences and brand awareness.

Following Campaign Management, Recommender Systems are reviewed, which enable companies to better understand customers and their buying behaviors, explore associated products, predict the likelihood of customer response based on associated products, and optimize marketing and sales processes. Some of the applications of Recommender Systems are;

- Entertainment - recommendations for movies, music, games, and IPTV.
- Content - personalized newspapers, recommendation for documents, recommendations of webpages, e-learning applications, and e-mail filters.
- E-commerce - recommendations of products to buy such as books, cameras, PCs etc. for consumers.
- Services - recommendations of travel services, recommendation of experts for consultation, recommendation of houses to rent, or matchmaking services.
- Social - recommendation of people in social networks, and recommendations of content social media content such as tweets, Facebook feeds, LinkedIn updates, and others.

Among the marketing and sales operations that can be done using recommender systems are;

- Increase sales volume by making product recommendations to customers who do not buy associated products or by offering associated products in a discounted bundle,
- Providing customer satisfaction by recommending products with high accuracy,
- Ensuring that the retail store manager controls the inventory for the associated products,

- Designing store product placement by considering associated products.

To this end, the Association Rules have been calculated using the Apriori Algorithm via Knime Platform with the dataset containing transactions (between 01.12.2010 and 09.12.2011) retrieved from UCI Machine Learning Repository. The dataset belongs to an operating UK based e-commerce company.

There are 21 Association Rules calculated with a minimum confidence level of %60. Examining the Association Rules, the e-commerce company's Marketing-Sales Group and Management can design a Regency tea cup and saucer sets with different colors and create cross-selling opportunities. Also new products can be designed in the same product lines to increase sales. Similarly, there are cross selling and new product design opportunities for Jumbo Bags, Alarm Clocks and Lunch Boxes.

In the second part of the study, the data set was subjected to RFM analysis to better predict future customer behavior and better target customers before calculating Association Rules. The customers were analyzed in 4 main and 9 sub segments adding up to 36 segments to identify which customers are valuable for the firm and which are not. Depending on the market it is operating, the firm can change the weight of RFM values.

Knime's advantages include being a free and an open source data analysis platform that can easily be installed and used by anyone. But it also has shortcomings. For example, it does not offer a node that can automatically calculate RFM method. The data set containing 541.910 operations can be processed with the Pivot function in the Excel file. Since larger data sets can not be processed in this way, it is recommended to use a platform such as IBM SPSS Modeller with RFM analysis function.

After the RFM analysis, Association Rules were calculated separately for each of 36 segments. By this way, any firm can have more information about the customer segments and run more customer-focused and resource-efficient marketing campaigns.

For an example of how the e-commerce company can use such data, the Association Rules have been calculated for 1,336 customers in W3 segment with high frequency and an RFM value of 6. There are 13 Association Rules calculated with a minimum confidence level of %60. The Association Rules are slightly different from The Association Rules calculated for the mass customers. There are cross-selling, new product design and inventory control and management opportunities for the products that are associated.

In order to achieve more accurate results, it is recommended that the demographic information of the customers be added to form the Association Rules. Thus, marketing executives can use more accurate and stronger rules to create more targeted and effective campaigns based on the right customer segments.



1. GİRİŞ

Müşteri İlişkileri Yönetimi, bir firmanın stratejik olarak en karlı şekilde hizmet edebileceği müşterileri seçmesi ve söz konusu müşteriler ile firma arasındaki etkileşimi şekillendirmesidir. Burada asıl amaç, müşterilerin mevcut ve gelecek değerini firma için optimize etmektir. Günümüzde Müşteri İlişkileri Yönetimi, modern ekonomi için vazgeçilemez bir strateji, taktikler kümesi ve teknolojiyi ifade eder. (Kumar ve Reinhartz, 2012, ss. 35).

Bu tanımın bileşenleri şöyledir:

- **Stratejik Süreç:** MİY faaliyetleri firmanın üst yönetimi tarafından başlatılır ve yönetilir. MİY firmanın tek bir bölümüne ait değildir aksine tüm bölümlerin katılımına gereksinim duyar. Ayrıca, MİY sadece yeni bir yazılım uygulama projesi olarak değil de firmanın daha müşteri odaklı olması için harcanan sürekli bir çaba olarak görülmelidir.
- **Seçme:** Müşterinin ekonomik değeri kaynak ayırmada temeli oluşturduğu zaman, firmalar en karlı ya da potansiyel olarak en karlı müşterilere odaklanmaktadır. Bu diğer müşterileri geri çevirme değil de firmanın sundukları ile müşterinin istekleri, davranışları ve kişilik özellikleri arasında bir uyum yakalamakla ilgilidir.
- **Etkileşimler:** Müşteri ile firma arasındaki ilişki, interaktif bir diyalog halini alır. Ürün ve bilgi alışverişi yaşanır ve söz konusu alışveriş, geçmiş değiş tokuşların bir fonksiyonu olarak gelişir.
- **Müşteriler:** Endüstri ve firmaya bağlı olarak müşteri; bireysel bir hesap, pazardaki bir veya daha fazla segment veya pazarın tamamı olabilir. Müşteri tanımı sadece son kullanıcıyı değil distribütör, perakendeci vb. gibi ara katmanları da içerir.
- **Müşterinin mevcut ve gelecekteki değeri:** Müşterinin mevcut ve gelecekteki değerini optimize etmek, firmaların tekil işlemlerden kar elde etmeye çalışması yerine yapılan işlemlerin tümünden elde edilen karı

artırmaya yönelik çalışması anlamına gelir. Firma müşterinin öz kaynağını yani tüm ilişki değerini, en üst düzeye çıkarmak ister. Bu süreçte, pazar payı gibi geleneksel ölçümler yerini cüzdan payı ve müşteri yaşam değeri (customer lifetime value) gibi yeni ölçümlere bırakır (Kumar ve Reinhardt, 2012, ss. 36).

MİY ayrıca satış, pazarlama ve hizmet gibi müşteri odaklı iş süreçlerini otomatize etmeyi ve geliştirmeyi de kapsar.

Modern dünyadaki rekabetçi pazar ve dalgalı ekonomiler, müşterileri uzun vadede karlı olarak yönetmenin zaruri bir ihtiyaç olduğunu ortaya çıkarmıştır. Bu daha önce hiç olmadığı kadar firmalara baskı yapan bir konu haline gelmiştir. Veriye ulaşım kolaylaşmıştır fakat bu da firmaları işin içinden çıkılmaz hale getirmektedir. Ayrıca veri büyüklüğü her 18 ayda iki katına çıkmaktadır. Sosyal medyanın ve mobil aygıt kullanımının yükselişi gibi yeni eğilimler, firmalara MİY ile ilgili yeni sorunlar yaratmaktadır. Demografik ve davranışsal değişimlerden oluşan iki ana alt grup vardır. Demografik değişimler daha çok müşteri çeşitliliğindeki mevcut gelişmeler ile ilgiliyken, davranışsal değişimler tüketicilerin pazar tekliflerine davranış ve tepkilerindeki değişimler ile ilgilidir.

- **Demografik değişimler ve artan müşteri çeşitliliği:** Gelişmiş ülkelerde artan yaşlı nüfus, etnik çeşitliliğin artışı, bireyselleşmenin artışı.
- **Davranışsal Değişimler:** Müşteri odaklı iş stratejisi oluşturmak için müşterilerin genel davranış değişikliklerini dikkate almak gerekir. Bu değişimler medya kullanımı, bilginin ulaşılabilirliği, hizmet seviyelerine karşı tutum ve rahatlıktır. Değişimler şunlardır: Zaman yetersizliği, değer farkındalığı ve düşük hizmet seviyesine tahammülsüzlük, bilginin bulunabilirliği ve teknolojik yatkınlık (2017 Haziran ayı itibarıyla sadece Kuzey Amerika'da internet kullanıcı adedi 320 milyon, Türkiye'de 56 milyondur.) (www.internetworldstats.com) sosyal medya kullanımındaki artış, düşen müşteri bağlılığı, rahatlık ihtiyacı ve self-servis kullanım artışı. Demografik ve davranışsal değişim, talebin giderek daha heterojen, bireysel ve bölünmüş hale geldiği anlamına gelmektedir. Herkese benzer ürün sunulması ile yapılan kitle pazarlama yaklaşımı da daha zayıf bir önerme olmaya başlamıştır.

- **Pazarda Yaşanan Değişimler:** Pazarın globalleşmesi, hizmet ekonomilerinin büyümesi ve teknolojik gelişmeler iş dünyasında değişimlere sebep oldu. Bu değişimler şu şekilde sıralanabilir: Müşteriler için daha yoğun rekabet, bölünmüş pazarlar, daha zor ürün farklılaştırması. Firmalar, müşterilerinin satın alma ve davranış tarihçelerini inceleyerek ve sosyal medyayı kullanarak müşteri fikirlerini elde edebilirler. Söz konusu değişimler pazarı daha çok ilişki bazlı hale getirirken firmalar iş stratejilerini gözden geçirerek ve daha müşteri odaklı olarak pazar payını koruyabilirler. Bu nedenle, MİY firmaların günümüz pazarında yer almaları için stratejik olarak önemlidir.
- **Veri Depolama Teknolojilerinde Yaşanan Değişimler:** Son yıllarda büyük değişim yaşanan üçüncü alan ise veri depolama ve işlemedir. Veri depolama teknolojisi arzı ve talebi belirgin bir şekilde değişmiştir. Söz konusu değişim sürekli artan büyüklükte müşteri verisinin saklanmasına ve işlenmesine sebep olmuş ve sonuçta firmalar için verinin stratejik olarak kullanılmasında yeni yollar sağlamıştır. Firmalar müşteri davranış ve tutumları ile ilgili veriyi doğru bir şekilde analiz edebilirlerse söz konusu davranış ve tutumlar ile ilgili daha önce elde edilmemiş öngörü ve bilgi elde edebilirler. Fakat fazla veri bazı firmaları işin içinden çıkamaz hale getirebilir. Bu gibi durumlar, firmanın yanlış çıkarım ve analiz yapması ile sonuçlanır.
- **Pazarlama Fonksiyonunda Yaşanan Değişimler:** Son olarak, teknoloji ve toplumdaki değişimler pazarlama rolünde de değişimlere sebep olmuştur. Bu kısım klasik ve yeni medya kanallarının kullanımındaki değişimden ve pazarlama faaliyetlerinin etki ve verimliliğinde yaşanan belirgin düşüşten etkilenmiştir. Fakat söz konusu değişimleri izlemek ve yeni ürün ve hizmetler ile ilgili çözümler üretebilmek hala önemini korumaktadır. Tüm değişimler ışığında günümüz pazarlama senaryosu, müşteri tercihlerini, değer tedarikini ve ürün/servis kişiselleştirmesini öğrenmeyi gerektirir. Ürün odaklı stratejiler söz konusu gelişmiş talepleri karşılayamazken, buna karşılık olarak müşteri odaklı stratejiler ortaya çıkmaktadır. Tam da bu ortamda MİY, eğer doğru uygulanırsa, yeni talepleri karşılamada müthiş bir vasıta. Pazarlamacıların artan müşteri

çeşitliliğini anlayan, pazarlama sorumluluklarındaki sıkıntıları adresleyen, halihazırdaki veriyi anlamlı bir şekilde kullanan ve müşteri karlılığını ana amaç haline getiren bir yönetim anlayışına ihtiyaçları bulunmaktadır. Söz konusu yaklaşım Müşteri Değer Yönetimi olarak adlandırılmaktadır.

Müşteri İlişkileri Yönetiminin Faydaları

Odağında müşteri değeri olan ve başarılı bir veri tabanlı MİY sistemi, firmaya stratejik avantajlar sağlayan 10 adet eyleme imkan tanımaktadır.

1. Müşteri verisini bütünleştirmek. İlgili müşteri bilgisi ve geçmişi ile müşteriyle temas edilen tüm kanallarda tutarlılık sağlama.
2. Tüm kanallardan bütünleşik veri sağlamak. Tüm firmanın müşteri ihtiyaçlarını en uygun ürün ile zamanında ve uygun iletişim yöntemi ile karşılaması.
3. Müşteri vakalarını yönetmek. Doğru kişinin doğru zamanda, planlanmış ve şeffaf bir şekilde, müşteriye uygun dönüşü yapabilmesi.
4. Kişiselleştirme. Eğer mümkünse, her bir müşteriye özel beklentilerin, ürün ve hizmet bazında karşılanması.
5. Otomatik ve manuel olarak satış fırsatlarının yaratılması. Müşteri verisinden veya bir çalışan ile müşteri temasından fırsatların yakalanması.
6. Kampanyaların oluşturulması ve yönetilmesi. Firmaların değişen müşteri verisi veya davranışlarına hızlı bir şekilde cevap verebilmesi için yeterli esneklikte olması.
7. Daha hızlı ve doğru takip sistemi sunulması. Satış fırsatları, öneriler ve müşteri talepleri gibi.
8. Tüm iş süreçlerinin yönetilmesi.
9. Üst yönetime detaylı ve doğru bir tablo sunulması. Tüm üst yönetimin satış ve pazarlama aktivitelerinden haberdar olması.
10. Değişen pazara anında tepki verilmesi.

2. MÜŞTERİ ANALİTİĞİ

Müşteri Değer Yönetimi, farklı kaynakların müşterilere farklı olarak tahsis edilmesidir. Farklı kaynak aktarımının temeli, müşterinin firma için ekonomik değeridir. Bundan dolayı, biri müşteri yönetimine geçmeden önce her bir müşterinin firmaya ne kadar değer kattığını hesaplanmasını anlayabilmelidir. Bunu başarabilmemiz için çok farklı hesaplama yöntemleri geliştirilmiştir. Bazıları basit hesaplamaları temel alır bazıları ise matematiksel teknikleri gerektirir.

2.1. Geleneksel Pazarlama Metrikleri

Pazarlama profesyonelleri tarafından yıllardır kullanılmakta olan geleneksel pazarlama metrikleri, belirli coğrafi alandaki markaların, ürünlerin ve firmaların performansını ölçmede yardımcıdır. Söz konusu metrikler, bireysel müşteri verisine erişimin olmadığı veya çok zor olduğu dönemlerde geliştirilmiştir.

2.1.1. Pazar payı

Pazar Payı (PP) pazarlama performansını ölçmede en yaygın kullanılan metriklerden biridir. Firmanın satışlarının diğer firmaların satışlarına oranıdır. Parasal veya hacimsel olarak hesaplanabilir. Bununla birlikte, satışların müşterilere nasıl dağıtıldığına dair herhangi bir bilgi sağlamaz; yalnızca kategori performansı hakkında genel bir fikir verir. Örneğin, belirli bir pazar payı, müşteri tabanının küçük bir yüzdesine büyük miktarlarda satış yapmaktan veya piyasanın büyük bir bölümüne küçük satışlar yapmaktan kaynaklanabilir.

$$J \text{ firmasının Pazar Payı (\%)} = 100 * \left[\frac{s_j}{\sum_{i=1}^I s_i} \right] \quad (2.1)$$

j = Odak firma

S_i = i Firmasının satışları

I = Pazardaki tüm firmalar

Payda yer alan bilgi firmanın satışları, firma içindeki kayıtlarda mevcuttur.

Payda ise kategori satışları, pazar araştırmaları veya rakiplerden elde edilir.

2.1.2. Satış büyümesi

Bir markanın, ürünün veya firmanın satış büyümesi, belirli bir süre içinde satış hacmi veya satış değerindeki artış veya azalışın bir önceki periyottaki değişime oranıdır.

$$t \text{ periyodunda satış büyümesi (\%)} = 100 * \left[\frac{s_{jt}}{s_{jt-1}} \right] \quad (2.2)$$

j = Odak firma

t = Zaman aralığı

s_{jt} = t-1 zamanından t zamanına satış değişimi

s_{jt-1} = t-1 zamanında j firmasının satışları

Satış büyümesi, bir firmanın mevcut durumunun hızlı bir göstergesidir. Piyasadaki diğer oyuncuların satışlarındaki büyüme ile karşılaştırıldığında, aynı zamanda performansın göreceli bir ölçüsüdür. Ancak, hangi müşterilerin büyüdüğünü veya büyümediğini açıklamaz.

Pay ve paydada yer alan bilgiler firma iç kayıtlarında mevcuttur.

2.2. Müşteri Edinim Metrikleri

2.2.1. Müşteri edinim oranı

Firmalar yeni müşteri kazanmak istediklerinde genellikle bir grup müşteriye hedefler. Mesela, bir ülkedeki Telekom firmasının gençleri hedeflemesi gibi. Söz konusu yeni müşteri kampanyasının başarısını ölçmek için temel performans göstergesi (KPI), müşteri edinim oranıdır.

$$\text{Müşteri Edinim Oranı} = \text{Elde edilen müşteri adedi} / \text{Hedeflenen müşteri adedi} \quad (2.3)$$

Pay ve paydada yer alan bilgiler firma iç kayıtlarında mevcuttur.

Örnek : Bir kredi kartı düzenleyicisinin hedef pazarı İtalya'da iki milyon öğrenci olsun. Satın alma işlemi, satın alınan yeni kredi kartları açısından ölçülmüştür.

Banka, toplam 60.000 yeni kredi kartı çıkardığına göre müşteri edinim oranı = $100 * (60.000 / 2.000.000)$, yani %3'tür.

2.2.2. Müşteri edinim maliyeti

Müşteri edinim maliyeti, müşteri edinimi için yapılan kampanya harcama tutarının, elde edilen müşteri sayısına oranı ile hesaplanır.

Müşteri edinim maliyeti = Yapılan toplam harcama (TL) / Elde edilen müşteri adedi
(2.4)

Pay ve paydada yer alan bilgiler firma iç kayıtlarında mevcuttur.

Örnek : Bir önceki örnekteki İtalyan kredi kartı düzenleyicisinin satın alma kampanyasının maliyeti 3 milyon dolar olsun. Bu kampanyada tek bir yeni müşteri kazanmanın ortalama maliyeti $3.000.000 \$ / 60.000 = 50\$$ 'dır.

2.3. Müşteri Aktivite Metrikleri

2.3.1. Satın almalar arası ortalama süre

Satın almalar arası ortalama süre, müşterinin satın almış olduğu ürün/hizmetler arasında geçen sürenin ortalamasıdır.

Müşterinin satın almalar arası ortalama süresi = $1 / \text{Belirlenen süre içindeki satın alma adedi}$ (2.5)

Örnek : Bingo marketinin müşterisi bir ay içinde ortalama 6 kere Bingo marketinden ürün satın alıyorsa, söz konusu müşterinin satın almalar arası ortalama süresi yaklaşık olarak 5 gündür.

$(1/6 = 0.1667 \text{ ay, yani } (0.1667 * 30) \text{ yaklaşık } 5 \text{ gün.})$

2.3.2. Elde tutma ve terk etme oranı

Elde tutma oranı, bir müşterinin t-1 periyodunda bir firmadan ürün/hizmet satın almış olması halinde, t periyodunda tekrar satın alma ihtimalini ifade eder. Terk etme oranı ise bir müşterinin t-1 periyoduna kadar bir firmadan ürün/hizmet satın almasına rağmen t periyodunda firmadan satın almayı kesme ihtimalini ifade eder.

Ortalama elde tutma oranı

$$Rr_t(\%) = 100 * \left(\frac{t \text{ zamanında alışveriş yapan müşteri adedi} + (t-1 \text{ zamanında müşteri})}{t-1 \text{ zamanında alışveriş yapan toplam müşteri adedi}} \right) \quad (2.6)$$

Ortalama elde tutma oranı ve ortalama terk etme oranı direkt olarak bağlantılıdır.

$$\text{Ortalama terk etme oranı } t(\%) = 100 - R_{t1}(\%)$$

Söz konusu veriler; iç kaynaklar ile müşteri sadakat programları, kontratlar vb. 'den sağlanır.

Örnek : Eğer bir grup müşterinin yaşam boyu süresi 4 yıl ise, ortalama elde tutma oranı yıllık $1 - 1/4 = 0.75$ veya %75'tir. Bu, müşterilerin ortalama %75'inin önümüzdeki dönem de müşteri olmaya devam edecekleri anlamına gelmektedir. Söz konusu müşteriler için ortalama terk etme oranı ise $1 - 0.75 = 0.25$ 'tir.

2.3.3. Hayatta kalma oranı

Müşterilerin hayatta kalma oranı (bir diğer deyişle müşteri olmaya devam etmeleri), müşterilerin gözlemlenmeye başladıkları tarihten itibaren t periyoduna kadar müşteri kalma oranlarını ifade eder.

$$\text{Hayatta Kalma Oranı}_t(\%) = 100 * \text{Elde Tutma Oranı}_t * \text{Hayatta Kalma Oranı}_{t-1} \quad (2.7)$$

Söz konusu veriler; iç kaynaklar ile müşteri sadakat programları, kontratlar vb. 'den sağlanır.

Örnek : 1. yılda müşteri adedi 1.000 ve hayatta kalma oranı 0.55 olsun.

Periyot 1 için hayatta kalma adedi = Periyot 1 için hayatta kalma oranı * Başlangıçtaki müşteri adedi

Periyot 1 için hayatta kalma adedi = $0.55 * 1.000$ 'den 550 adettir.

Çizelge 2.1 : Hayatta kalma oranı hesaplama.

Periyot	Elde Tutma Oranı	Hayatta Kalma Oranı	Hayatta Kalan Müşteri Adedi
Periyot 1	0.55	0.55	550
Periyot 2	0.62	0.34	341
Periyot 3	0.68	0.23	231
Periyot 4	0.73	0.17	169

$$\text{Hayatta Kalma Oranı}_2 = \text{Elde Tutma Oranı}_2 * \text{Hayatta Kalma Oranı}_1$$

$$\text{Hayatta Kalma Oranı}_2 = 0.62 * 0.55 = \%34$$

2.3.4. Yaşam boyu zaman (Lifetime Duration)

Bir müşterinin ne kadar süre müşteri olarak kaldığını bilmek, temel stratejik metriklerden müşteri yaşam boyu değerini hesaplamada gereklidir. Ayrıca, firmanın müşteri tabanını ne sıklıkta değiştirmesi gerektiği konusunda bilgi verir.

$$\text{Ortalama Yaşam Boyu Zaman} = \frac{\sum_{t=1}^T (t \times t \text{ zamanında elde edilmiş müşteri adedi})}{N} \quad (2.8)$$

N = Grup büyüklüğü

t = Zaman

T = Toplam zaman

Söz konusu veriler; iç kaynaklar, müşteri sadakat programları, kontratlar vb.den sağlanır.

2.3.5. P(Aktif)

Kontratsız müşterilerde, belirli bir t zamanında müşterinin alışveriş yapıp yapmayacağını bilmek önemli olabilir. Diğer bir deyişle, müşterinin t zamanı içinde aktif olma olasılığını bilmek isteriz. P(Aktif)'i hesaplamanın formülü şu şekildedir (Schmittlein & Morrison, 1985):

$$P(\text{Aktif}) = t^n \quad (2.9)$$

n = t zamanı içinde yapılan işlem adedi

t = yapılan son işlemin zamanı

Örnek : 2 müşterinin 12. ayda P(Aktif)'ini hesaplamak istiyoruz. İlk 8 ayda, Müşteri A, 4 kere alışveriş yapmış, Müşteri B, 2 kere alışveriş yapmıştır.

Müşteri A için; $t_A = 8/12 = 0,6667$ ve $n_A = 4$

$$P(\text{Aktif})_A = (0,6667)^4 = 0,197$$

Müşteri B için; $t_B = 8/12 = 0,6667$ ve $n_B = 2$

$$P(\text{Aktif})_B = (0,6667)^2 = 0,44$$

İlk 8 ayda dört kez ürün/hizmet satın almış fakat son 4 ayda işlem yapmamış bir

müşterinin, aynı sürede sadece iki kez satın almış bir müşteriye oranla 12 ay içinde daha düşük bir alış yapma olasılığının olduğunu gözlemlemek ilginçtir. Bunun nedeni, müşterilerin satın alma sıklığını değiştirmedikleri varsayımındandır.

Söz konusu veriler; müşteri izleme ve müşteri sadakat programları, vb. ‘den sağlanır.

Genel Örnek : Bir doğrudan pazarlama firmasının, gerçek bir elde tutma örneği analiz edilirken başlangıçta 7.500 adet müşteri incelenmiştir. Tablo xx, sütun 2’de firmanın on periyot için gerçek elde tutma modeli gösterilmektedir. Örneğin, 1. periyodun ardından müşterilerin sadece %32’si ikinci periyotta elde tutulmaktadır. Eğer 10’uncu dönemin sonundaysak ve gelecekteki elde tutma oranlarının değerlendirmesini yapmak istiyorsak, bir müşteri faaliyeti tahmini yapmak zorundayız.

Çizelge 2.2 : Doğrudan pazarlama firmasının gerçek elde tutma düzeni.

Elde Etme Sonrası Periyot	Gerçek Elde Tutma Oranı (%)	Tahmini Elde Tutma Oranı (%)	Kayıp Oranı (%)	Hayatta Kalma Oranı (%)	Beklenen Aktif Müşteri Adedi	Aktif Müşteri Periyot Adedi
1	32.0		68.0	32.0	2.400	2.400
2	49.1		50.9	15.7	1.178	2.357
3	63.2		36.8	9.9	745	2.234
4	69.0		31.0	6.9	514	2.056
5	72.6		27.4	5.0	373	1.865
6	76.7		23.3	3.8	286	1.717
7	77.9		22.1	3.0	223	1.560
8	78.5		21.5	2.3	175	1.400
9	79.0		21.0	1.8	138	1.244
10	80.0		20.0	1.5	111	1.106
11		79.7	20.3	1.2	88	969
12		79.8	20.2	0.9	70	844
13		79.9	20.1	0.7	56	730
14		79.9	20.1	0.6	45	628
15		80.0	20.0	0.5	36	538

Sütun 3, öngörülen elde tutma düzenini göstermektedir. Örnek için elde tutma oranı tavan değeri (R_c) 0.80 ve tutma katsayısı (r) 0.5'dir (geçmiş şirket verileri ile tahmin edilmektedir). Dolayısıyla, tutma oranları, 10. dönemdeki maksimum orana yaklaşmaktadır. Bu, 10'uncu dönemin ardından, şirketin müşteri tabanının yaklaşık %80'ini bir dönemden diğerine koruduğu anlamına gelir. Kolon 4'teki kayıp oranı elde tutma oranı 1 olarak hesaplanmaktadır. Son olarak, hesaplanan hayatta kalma oranı, t dönemine kadar hayatta kalan orijinal kohort oranını belirtir. Örneğin, orijinal kohortun yalnızca %1.2'si 11. periyota kadar hayatta kalmaktadır. Eğer hayatta kalma oranı, orijinal kohort boyutuyla çarpılırsa (bu durumda 7.500), t periyoduna kadar hayatta kalan müşteri sayısını elde ederiz (6. sütun).

Verilen bilgiden türetililecek bir diğer önemli metrik, yaşam boyu süredir. Ortalama elde tutma oranından ortalama yaşam boyu süresi hesaplanabilir. 15 dönem boyunca ortalama elde tutma oranı (sütun 2 ve 3) %71.8'dir ve ortalama yaşam boyu süre 3.54 dönem olur. Elde tutma oranları zamanla değiştiğinden, ortalama ömür süresini hesaplamak için ortalama elde tutma hesaplanmalıdır. Ortalama bir elde tutma oranının hesaplanmasında, hayatta kalınan sürelerin sayısı, buna göre ağırlıklandırılmalıdır. Ağırlıklandırma işleminin sonucu, sütun 7'de gösterilen, her periyot için aktif müşteri dönemlerinin sayısıdır. Örneğin, 1. dönemin sonunda 2,400 (2,400 müşteri * 1 dönem) aktif dönemimiz var, 2. dönem sonunda 2.357 (1.178 müşteri * 2 dönem) aktif dönem var. Tüm aktif dönemleri (1-15) eklersek ve başlangıç müşteri adedine yani 7.500'e bölersek, ortalama ömür süresi 2.89 periyot olur ($= 21.648 / 7.500$). Bu nedenle, şirket her 3 periyotta müşteri tabanını değiştirmelidir.

2.3.6. Cüzdan büyüklüğü

Belirli bir kategoride müşterinin yaptığı toplam harcamanın büyüklüğüne cüzdan büyüklüğü denir.

$$i \text{ müşterisinin belirli bir kategorideki Cüzdan Büyüklüğü (TL)} = \sum_{j=1}^J S_{ij} \quad (2.10)$$

i = Belirli bir müşteri

j = Firma

J = Belirli bir kategoride ürün sahibi tüm firmalar

S_{ij} = Müşteri i 'ye firma j tarafından yapılan (belirli bir kategorideki) satış değeri $j = 1, 2, \dots, J$

Örnek : Bir müşteri her ay farklı süpermarketlerde toplam 400 TL mutfak harcaması yapıyorsa, söz konusu müşterinin cüzdan büyüklüğü 400 TL'dir.

Mevcut müşteriler için pazar araştırmaları ile, olası müşteriler için ise bireysel bazda değil de segment bazında bilgi elde edilebilir.

Müşteri odaklı organizasyonlarda cüzdan büyüklüğü kritik bir ölçüttür. Firmalar genellikle yüksek cüzdan büyüklüğüne sahip müşterileri elde etmek ve tutmak isterler.

2.3.7. Kategori gereksinim payı

Kategori gereksinim payı, firmanın ya da markanın tüm müşterileri içindeki söz konusu kategorinin hacminin oranıdır.

$$J_0 \text{ firmasının bir kategorideki gereksinim payı (\%)} = \frac{\sum_{i=1}^I v_{ij_0}}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J v_{ij}} \times 100 \quad (2.11)$$

j_0 = Firma ya da marka

i = Belirli bir müşteri

I = Söz konusu kategoride alışveriş yapan tüm müşteriler

J = Belirli bir kategoride ürün sahibi tüm firmalar ya da markalar

V_{ij} = Müşteri i 'nin firma (ya da marka) j 'den satın alma hacmi

Payda yer alan bilgiler, yani firmanın satış hacmi iç kayıtlarda mevcuttur. Payda yer alan bilgiler, yani söz konusu firmanın müşteri tabanının yaptığı hacimsel alımlar genelde pazar ve distribütörlerden elde edilir. Elde edilemediği durumlarda pazar araştırmaları veya anketler yapılır.

Örnek : Bir kategoride üç müşteri olsun. Kategori SAMA, SOMO ve SUMU olmak üzere üç markadan oluşmaktadır. Çizelge 2.3, 3 aylık dönemde yapılan satın alımların sayısını göstermektedir. 3 aylık dönemdeki kategori hacmi 24 birimdir. Marka SAMA, %33'lük bir pazar payına (yani, toplam 24'ten 8 adedi satın alınmıştır) ve %42.1'lik bir kategori gereksinim payına sahiptir (yani, iki alıcı tarafından yapılan 19 alışverişin 8'i). Bu örnek, SAMA'nın pazar payının zaten önemli olmasına rağmen, kategori gereksinim payının daha da yüksek olduğunu göstermektedir. SAMA için yüksek kategori gereksinim payı, tüketicilerin bir kez bu markayı satın

aldıklarında, onu iki rakibinden daha fazla tercih etme eğiliminde olduklarını göstermektedir.

Çizelge 2.3 : 3 aylık satın alımlar.

	SAMA Markası	SOMO Markası	SUMU Markası	Toplam
Müşteri 1	2	8	0	10
Müşteri 2	6	0	3	9
Müşteri 3	0	4	1	5
Toplam	8	12	4	24

2.3.8. Cüzdan payı

Cüzdan Payı, bir firma ya da markanın kategori değerinin tüm müşteri tabanına oranı olarak tanımlanır. Müşteri bazında ya da toplam bazda (segment ya da tüm müşteriler olarak) hesaplanabilir.

Bireysel Cüzdan Payı

Bireysel Cüzdan Payı, bir müşterinin bir firma ya da markanın kategori değerinin söz konusu müşterinin aynı kategoriden alışveriş yaptığı tüm markalara oranıdır.

$$J_0 \text{ firmasının } i \text{ müşterisindeki bireysel cüzdan payı (\%)} = \frac{S_{ij0}}{\sum_{j=1}^J S_{ij}} \times 100 \quad (2.12)$$

j = Firma

i = Belirli bir müşteri

S_{ij} = J firmasının i müşterisine satışları

Örnek: Bir müşteri aylık mutfak alışverişine 400 TL harcıyorsa ve söz konusu harcamanın 300 TL'sini Bingo markette yapıyorsa, Bingo marketin bireysel cüzdan payı %75'tir.

Toplam Cüzdan Payı

Toplam Cüzdan Payı, bir firma ya da markanın kategori değerinin tüm müşteri tabanına oranı olarak tanımlanır.

$$J_0 \text{ firmasının (ya da markasının) toplam cüzdan payı (\%)} = \frac{\sum_{i=1}^I S_{ij0}}{\sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^I S_{ij}} \times 100 \quad (2.13)$$

i = Belirli bir müşteri

j = Firma ya da marka

I = Tüm müşteriler

J = Aynı kategoride ürün sahibi tüm firmalar

S_{ij} = J firmasının i müşterisine satışları

Kategori Gereksinim Payı gibi Cüzdan Payı da önemli bir müşteri sadakat ölçütüdür. En önemli farkları, odağın KGP'da satış hacmi, CP'da ise satış değeri olmasıdır.

Örnek : BINGO'nun t periyodundaki satışları 750.000 TL'dir. Aynı dönemde BINGO'nun müşterilerinin toplam market harcamaları 1.250.000 TL olarak gerçekleşmiştir. Böylece BINGO marketin toplam cüzdan payı, $750.000 / 1.250.000 = \%60$ 'tır.

2.4. Müşteri Aktivite Metrikleri

Stratejik müşteri bazlı değer metrikleri, müşteri tabanının uzun dönem karlılığını maximize etmeyi hedefleyen firma kararlarını yönlendirir.

2.4.1. RFM metodu

RFM, Recency (Güncellik), Frequency (Frekans) ve Monetary (Tutar) anlamına gelir. Bu teknik söz konusu 3 metriktten faydalanarak müşteri davranış ve değerini hesaplar.

1. Güncellik; müşterinin firmadan en son ne zaman alışveriş yaptığıdır.
2. Frekans; müşterinin firmadan belirli bir süre içinde ne sıklıkta alışveriş yaptığıdır.
3. Tutar; müşterinin ortalama bir işleminde ne kadar harcadığıdır.

RFM'nin amacı, müşterileri RFM ölçüsüne göre sınıflandırmaktır. Ortaya çıkan müşteri grubu, satın alma davranışı ile ilişkilendirilir, örneğin bir pazarlama kampanyasına yanıt verme olasılığı gibi.

RFM tekniği, firmalara yalnızca satın alma şansı yüksek olan değerli müşterileri tanımlamada ve hedeflemede değil, aynı zamanda satın alma olasılığı düşük olan müşterilere yönelik maliyetli iletişim ve kampanyalardan kaçınmasına da yardımcı olur.

RFM metodu için 400.000 müşteriden oluşan bir müşteri tabanına sahip bir firma örneği düşünüldüğünde; söz konusu müşteri tabanından, 40.000 örnek müşteri seçilsin. Ayrıca, firmanın müşterilerine bir pazarlama kampanyası dahilinde, 150 TL'lik indirim kuponu göndermeyi planladığını varsayalım.

Güncellik (Recency) Kodlaması

Bu firmanın 150 TL posta kampanyasını test grubundaki 40.000 müşteriye gönderdiğini ve 808 müşterinin (40.000'in %2.02 si) yanıt verdiğini varsayalım. Posta kampanyasına cevap veren müşteriler ile bunlara karşılık gelen güncellik arasında herhangi bir korelasyon olup olmadığını belirlemek için aşağıdaki analiz yapılır.

40.000 müşterilik test grubu, en son satın alma tarihi kriterine göre azalan düzende sıralanır. En yeni alıcılar en üstte, en eski alıcılar ise en altta listelenir. Sıralanan veriler ayrıca eşit büyüklüğe sahip beş gruba ayrılmıştır (her grupta %20). En üstteki gruba güncellik kodu 1, sonraki gruba 2 ve en alttaki gruba 5 kodu verilene kadar böyle devam eder.

Müşterinin kampanyaya yanıt verisi ve güncelliğe göre gruplama analizi, kampanyanın yenilik kodu 1'de gruplandırılmış ve ardından kod 2'de gruplandırılmış ve devamı da gruplamaya göre olan müşterilerden en yüksek yanıtı aldığını gösteriyor.

Frekans (Frequency) Kodlaması

Frekans kodlama işlemi, güncellik kodlama işlemi ile aynıdır. 40,000 müşterilik test grubunu frekans metriğine göre sıralamak için, bir müşterinin aylık ortalama satın alma sayısı bilinmelidir. Uygun zaman periyodunun seçimi, alışveriş sıklığına (ör., hafta, ay, çeyrek, yıl vb.) bağlıdır. Aylık en çok alışveriş yapan müşteriler en üstte gruplanırken, aylık daha düşük alışveriş sayısına sahip müşteriler aşağıda listelenmiştir. Sıralanmış liste, beş gruba ayrılmıştır. En üstten itibaren kod 1'den 5'e kadar kod atanır.

Kampanyadan gelen müşteri geri dönüş verilerini ve frekans temelli gruplama analizinde, posta kampanyasının, frekans kodu 1'de gruplandırılan müşterilerde en yüksek geri dönüş oranına ulaştığı, ardından kod 2'de yüksek değere sahip olduğu (%2.22) ve böyle devam ettiği görülür.

Frekans kodlamasının sonunda, beş frekans diliminde müşteri grupları için $f = 1$ 'den 5'e kadar olan frekans değerleri atanır.

Tutar (Monetary) Kodlaması

Tutar kodlama süreci, güncellik ve frekans kodlama süreçleri ile tamamen aynıdır. 40,000 müşterilik test grubunu tutar metriğine göre sıralamak için, aylık satın alınan ortalama miktar bilinmelidir. Güncellik ve frekansta olduğu gibi, müşteri verileri 1'den 5'e kadar sıralanır, gruplanır ve kodlanır.

Kampanyanın en yüksek geri dönüş oranı (%2.35), en yüksek parasal değere göre ayrılmış beş grubun ilki olan test grubundaki müşterilerden (tutar kodu = 1) gelmektedir. Böylece, parasal değer müşteri davranış analizinde önemli bir metrik olduğu ortaya çıkar.

Tutar kodlamasının sonunda, müşteri grupları için $m = 1$ 'den 5'e kadar parasal bir değer atanır. Üç aşamayı (G, F ve T) yaptıktan sonra, her bir müşteri için ayrı G, F ve T puanı elde edilir. Her müşteri GFT koduna göre ilgili 125 adet, 111, 233, 432, ... gibi gruplardan birine atanır.

Örnek : Üç müşterinin 12 ay boyunca hesaplanan satın alma geçmişi bulunmaktadır. Müşteriler için, tarihsel olarak türetilen RFM formülüne göre her işleme sayısal puan atanmıştır. Geçmişteki müşteri işlemlerinde yapılan bir analiz temelinde R, F ve M değişkenlerinden her birine verilen önemi temel alan göreceli ağırlık aşağıdaki gibidir:

Güncellik = 5, Frekans = 2, Tutar = 3

Çizelge 2.4'te gösterilen kümülatif puan, John için 249, Smith için 112 ve Mags için 308'dir. Söz konusu değerler firmanın pazarlama çabalarının Mags ve John odaklı olması gerektiğini ortaya koymaktadır. Bu örnek, RFM tekniğinin basit bir uygulamasını göstermektedir. Ancak pratikte, analiz edilecek müşteri sayısı milyonlarca olabilir. Bu gibi durumlarda regresyon teknikleri RFM'nin göreceli ağırlığına ulaşmak için sıklıkla kullanılır.

Çizelge 2.4 : Güncellik Puanı.

Müşteri	Satın Alma Adedi	Güncellik (Ay)	Atanmış Puan	Ağırlıklandırılmış Puan
John	1	2	20	100
	2	4	10	50
	3	9	3	15
Smith	1	6	5	25
Mags	1	2	20	100
	2	4	10	50
	3	6	5	25
	4	9	3	15

Güncellik için puan: Son 2 ay içinde ise 20 puan, son 4 ay içinde ise 10 puan, son 6 ay içinde ise 5 puan, son 9 ay içinde ise 3 puan, son 12 ay içinde ise 1 puan, göreceli ağırlık = 5.

Frekans puanı: 12 ay içinde her bir satın alım için 3 puan, maksimum = 15 puan, göreceli ağırlık = 2

Çizelge 2.5 : Tutar Puanı.

Müşteri	Satın Alma Adedi	Güncellik (Ay)	Atanmış Puan	Ağırlıklandırılmış Puan
John	1	40	4	12
	2	120	12	36
	3	60	6	18
Smith	1	400	25	75
Mags	1	90	9	27
	2	70	7	21
	3	80	8	24
	4	40	4	12

Tutara ilişkin puan: 12 ay içinde TL değerinin %10'u, maksimum = 25 puan, göreceli ağırlık = 3

Çizelge 2.6 : RFM Kümülatif Puanı.

Müşteri	Satın Alma Adedi	Toplam Ağırlıklandırılmış Puan	Kümülatif Puan
John	1	118	118
	2	92	210
	3	39	249
Smith	1	112	112
Mags	1	133	133
	2	77	210
	3	61	271
	4	37	308

2.4.2. Geçmiş müşteri değeri

Geçmiş Müşteri Değeri müşterinin geçmiş işlemlerinin, gelecekteki işlemlerinin göstergesi olduğunu varsayar. Müşterinin değeri, firmaya sağladığı geçmiş karlılığa göre belirlenir. Müşteriye yapılan ürün ve hizmet satış değeri, paranın zaman değerine göre hesaplanmalıdır.

$$i \text{ müşterisinin Geçmiş Müşteri Değeri} = \sum_{t=1}^T GC_{i(t_0-t)} \times (1 + \delta)^t \quad (2.14)$$

i = Belirli bir müşteri

t = Zaman

δ = İndirim oranı

t_0 = Şimdiki zaman

T = Şimdiki zamana kadar olan zaman periyotları

GC_{it} = Müşteri i'nin t zamanı boyunca firmaya yaptığı katkı

Yüksek Geçmiş Müşteri Değeri'ne sahip müşteriler daha fazla pazarlama kaynağı ayrılması gereken müşterilerdir. Söz konusu metot, çok kullanışlı olsa da müşterinin gelecekte de karlı olup olmayacağını dikkate almaz. Ayrıca müşterinin gelecekte de müşteri kalması için gerekli maliyeti hesaba katmaz. Geçmişe dayalı bir metriktir.

Örnek: Bir müşteri tarafından belirli bir süre içinde satın alınan ürünlerle ilgili veri varsa, satın alımların değeri ve katkı marjı, tüm işlemlerin bugünkü değeri ile hesaplanarak müşteri tarafından üretilen değer hesaplanabilir. Katkı marjı 0.3, aylık iskonto oranı $r = \%1.25$ ve Çizelge 2.7'de gösterildiği gibi bir harcama modeli varsayılarak Geçmiş Müşteri Değeri şu şekilde hesaplanır:

Çizelge 2.7 : Harcama modeli.

Aylar	Satın Alma Tutarı (\$)	Toplam Katkı
Ocak	800	240
Şubat	50	15
Mart	50	15
Nisan	30	9
Mayıs	20	6

Toplam Katkı = Satın Alma Tutarı * Katkı Marjı

$$GMD = 6(1 + 0.0125)^0 + 9(1 + 0.0125)^1 + 15(1 + 0.0125)^2 + 15(1 + 0.0125)^3 + 240(1 + 0.0125)^4$$

$$GMD = 302.01 \$$$

Söz konusu müşteri, Mayıs ayında Dolar'ın değeri cinsinden yani net bugünkü değer olarak 302.01 dolar değerindedir.

Bir grup müşterinin GMD'sini karşılaştırarak, gelecekteki pazarlama çabalarını yönlendirmek için bir önceliklendirme gerçekleştirilebilir. Temel varsayım, bir müşterinin geçmiş katkısının, gelecekteki katkılarının iyi bir belirleyicisi olmasıdır. Daha yüksek değerlere sahip müşteriler normalde daha fazla pazarlama kaynağına hak kazanır. Bu yöntem son derece kullanışlı olmakla birlikte, karlı müşterileri seçme sürecini hassaslaştırmaya yardımcı olabilecek diğer bilgileri içermez. Örneğin, bir müşterinin gelecekte faal olup olmayacağını düşünmemektedir. Ayrıca, müşteriye gelecekte de korumak için gereken maliyeti içermez. Sonuç olarak, geriye dönük metriktir.

2.4.3 Yaşam boyu değer metriği

Müşterinin firma ile geçirdiği tüm ilişki dönemi boyunca firmaya kazandırdıklarının şimdiki zamanda toplamına Yaşam Boyu Değer denir. Söz konusu metrik, işlemsel pazarlamadan ilişkisel pazarlamaya geçişin bir sonucudur. i müşterisinin yaşam boyu değeri, T zamanı boyunca firmaya yaptığı katkının toplamıdır.

$$YBD_i = \sum_{t=1}^T GC_{it} \left(\frac{1}{1+\delta} \right)^t \quad (2.15)$$

i = Belirli bir müşteri

t = Zaman

δ = Faiz veya indirim oranı

t_0 = Şimdiki zaman

GC_{it} = Müşteri i'nin t zamanı boyunca firmaya yaptığı katkı

T = İzleme zamanı

YBD_i = i müşterisinin t = 0 zamanındaki net değeri

YBD genelde müşterinin geçmiş davranışlarını baz alır ve gelecek ile ilgili karar vermede limitli teşhis kabiliyeti vardır.

2.4.4. Müşteri sermayesi

YBD tanımından yola çıkarak tüm müşterilerin toplam Yaşam Boyu Değeri'ni hesaplayabiliriz. Çıkan sonuç Müşteri Sermayesi'dir. Söz konusu metrik, firmanın müşteri yönetim çalışmaları sonucunda, belirli bir zamanda, ne kadar değerinin olduğunu gösterir.

$$MS = \sum_{i=1}^I YBD_{it} \quad (2.16)$$

i = Belirli bir müşteri

I = Firmanın tüm müşterileri (Ya da belirli bir müşteri segmenti)

YBDi = i müşterisinin Yaşam Boyu Değeri

Örnek : Örnek için gözlem süresi 5 yıldır (sütun 1). Bir firma, bir satın alma kampanyasıyla 10,000 müşteriyi hedefliyor. Firma, posta yoluyla 1.000 müşteriyi elde ediyor. (Elde etme oranı %10'dur.) İlk periyodun sonunda 1.000 müşteriden sadece 400'ü kalmaya devam ediyor. Bir müşteri elde edildiğinde, ortalama 120 \$'lık satış hacmi oluşturur (2. sütun). Kolaylık amacıyla, bu satış hacminin müşterilerin ömrü boyunca sabit olduğu varsayılmıştır. Firmanın marjı %30'dur (sütun 3) ve bu da sabit bir brüt marj ile sonuçlanır (sütun 4). Müşteri aktif iken pazarlama ve hizmet maliyeti de sabittir (sütun 5). İlk dönemde elde tutma oranı %40'tır ve sadık müşterilerin firmada kalması nedeniyle zamanla artar. Her periyotta firmada kalan müşteri sayısı sütun 8'de gösterilmektedir. Müşteri başına kâr (sütun 9), pazarlama ve hizmet maliyetini brüt marjdan çıkararak hesaplanmaktadır. Bu dönem başı katkı, yıllık %15'lik bir oranla bugünkü değere indirgenmiştir (sütun 10). Son olarak, yıllık iskonto edilen kâr, her yıl kalan müşteri sayısı ile çarpılır. Daha sonra bu değerler, bu müşteri grubunun toplam müşteri sermayesinde toplanır (sütun 11).

Çizelge 2.8 : Yaşam Boyu Değer ve Müşteri Sermayesi Hesaplama.

Elde Etmeden Sonraki Yıl	Müşteri Başına Satış	Üretici Marjı	Üreticinin Genel Katkısı	Pazarlama ve Hizmet Giderleri	Elde Tutma Oranı	Hayatta Kalma Oranı	Beklenen Aktif Müşteri Sayısı	Üreticinin Dönem Bazında Müşteri Başına Karı	Üreticinin Dönem Bazında Müşteri Başına İskontolu Karı	Üreticinin Dönem Bazında İskontolu Karı
0	120	0.3	36	20	0.4	0.4	400	16	16	6.400
1	120	0.3	36	20	0.63	0.25	250	16	14	3.500
2	120	0.3	36	20	0.75	0.187	187	16	12	2.244
3	120	0.3	36	20	0.82	0.153	153	16	11	1.683
4	120	0.3	36	20	0.85	0.131	131	16	9	1.179
Toplam Müşteri Sermayesi										15.006

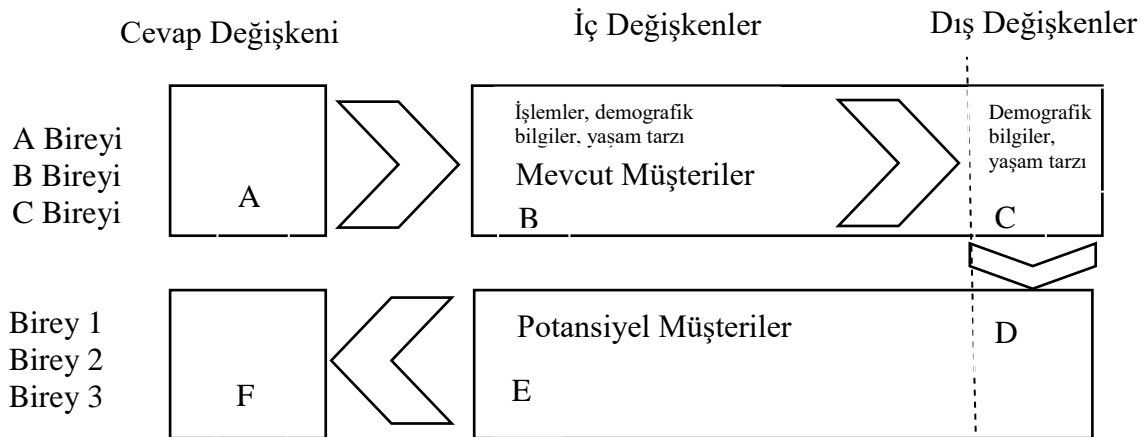
2.5. Müşteri Seçme Metrikleri

Firmalar belirli bir tekil müşteriye ya da segmenti hedeflediğinde müşteri seçme stratejilerini uygulurlar. Belirli müşterileri hedeflemenin sebebi, kampanya yapmak ya da özel bir davete çağırmak olabilir. Pazarlama kaynak atamasında doğru müşteriye hedeflemek herhangi bir MİY stratejisinin ana hedefidir. Doğru hedeflemek ayrıca müşteriye ilgili mesajların gönderilmesine de olanak sağlar.

2.5.1. Profilleme

Müşteri seçimine içgüdüsel yaklaşım, en karlı müşterilerin benzer karakter özelliklerine sahip olduğunu varsaymaktır. Bu varsayımdan yola çıkarak, firmalar mevcut en karlı müşteri profiline benzer müşterileri hedeflemelidirler. Mevcut karlı müşterilere benzemeyen karlı müşteri segmentlerinin gözden kaçırılma ihtimali, profillemenin bir dezavantajıdır.

Örnek : Yeni karlı bireysel müşteri elde etmeyi amaçlayan bir banka, önce mevcut karlı müşterilerini belirler ve benzer müşterileri hedefler. Süreç Şekil 3.1'de özetlenmiştir. Banka en yüksek katkıyı sağlayan %20 müşterisini profillemeye karar verir. Yeni müşteriler için işlem bilgisi mevcut değildir. Bu yüzden banka mevcut ve yeni müşteriler için var olan bilgilere tabidir. Bilginin bir türü coğrafi-demografik bilgidir; bir bölgenin sosyoekonomik yapısı, ortalama yaş, ev tipi, vb. Söz konusu bilgiler direkt pazarlama ajanslarından elde edilebilir. Banka bu bilgileri aldıktan sonra isim veya adres bilgilerini mevcut müşterilerle eşleştirir. Bu model müşterinin bankaya katkısını tahmin etmeye çalışır. Son olarak, bankaya yüksek katkı sağlayacağı düşünülen müşteriler, müşteri edinim kampanyası için hedeflenir.



Şekil 2.1 : Yeni Müşteri Elde Etmek İçin Profilleme.

2.5.2. İkili (Binary) sınıflandırma ağaçları

0/1 bağımlı değişkenlerinde en iyi tahmini bulmak için kullanılan metodolojiye sınıflandırma (karar) ağaçları denir. Örneğin; bir firma sadakat programına üye olan ve üye olmayan müşterileri arasındaki demografik farklılıkları görmek istediğinde (Sınıflandırma ağaçları bir model için çok fazla potansiyel tahmin kümesi olduğunda kullanışlıdır.) en önemli tahminlerin hangileri olduğunu ya da hedef (bağımlı) değişken ile tahminler arasında hangi ilişkinin olduğunu belirlemek zordur. Sınıflandırma ağaç algoritmaları, veride iteratif olarak hangi tahminlerin ikili hedef değişkenleri en iyi şekilde iki kategoriye ayırdığını bulmaya yardımcıdır.

Örnek : Bir spor malzemeleri kataloğundan futbol ekipmanı satın almak için müşteri verilerini yer almaktadır. Yalnızca iki değişken verilmiştir, cinsiyet ve bir müşterinin daha önce skuba ekipmanı satın alıp almadığı Çizelge 2.9'da yer almaktadır. Toplamda 8.600 müşteriden 1,730 adedi futbol ekipmanı satın almıştır (3,000 kadın ve 5,600 erkek). Ayrıca 8.600 müşteriden 2.800'ünün geçmişte skuba ekipman satın aldığı ve 5.800'ünün satın almadığı bilinmektedir.

Çizelge 2.9 : Potansiyel Futbol Ekipmanı Alıcılarının Sınıflandırılması.

	Erkek		Kadın		Toplam	
	Futbol Ekipmanı Alan	Futbol Ekipmanı Almayan	Futbol Ekipmanı Alan	Futbol Ekipmanı Almayan	Futbol Ekipmanı Alan	Futbol Ekipmanı Almayan
Skuba Ekipmanı Alan	60	1.140	50	1.550	110	2.690
Skuba Ekipmanı Almayan	1.540	2.860	80	1.320	1.620	4.180
Toplam	1.600	4.000	130	2.870	1.730	6.870

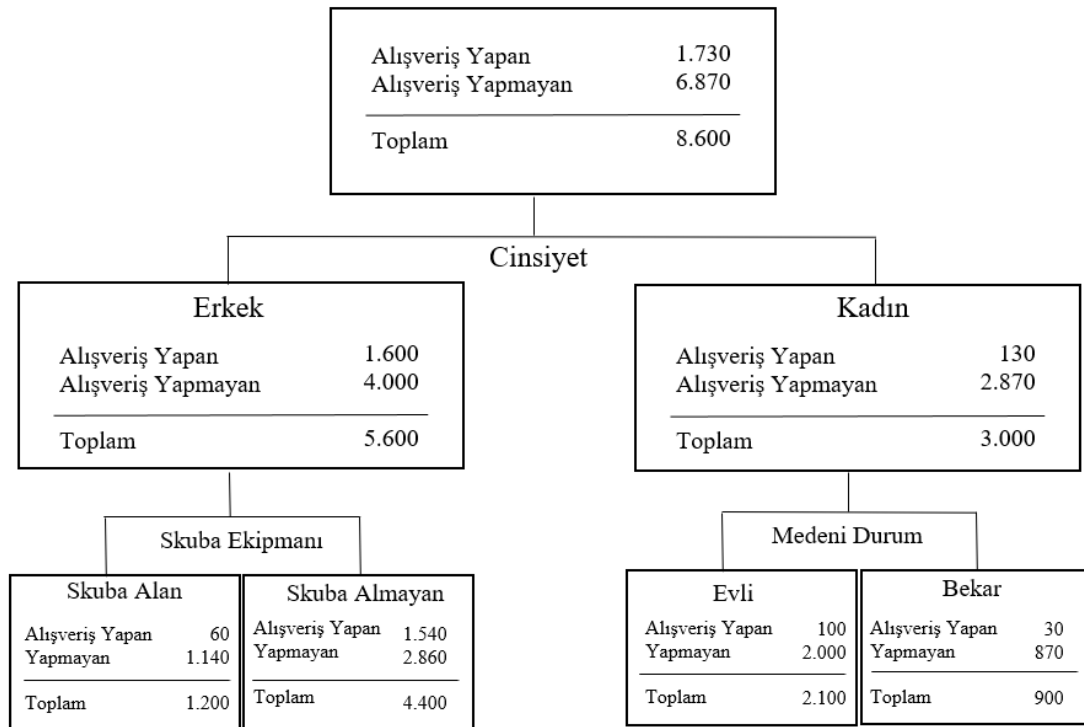
1. Adım : Müşterileri ayırmanın en uygun yaklaşımını belirlemek için, her iki tahmin değişken için (cinsiyet ve skuba ekipmanı) yanlış sınıflandırma sayısı hesaplanır: Şekil 2.2'de cinsiyete göre futbol satışlarının öngörücüsü olarak tüm erkeklerin futbol malzemesi aldıkları, kadınların ise almadıkları varsayılmaktadır. Tahmin değişkeni, cinsiyet için $(4.000 + 130) / 8.600 = 0.48$ yanlış sınıflandırma oranı elde edilir. Skuba ekipman tahmin değişkenini (skuba ekipman satın alan herkes futbol ekipmanı satın alır varsayımı) kullanırken, $(2,690 + 1,620) / 8,600 = 0,50$ yanlış

sınıflandırma oranı elde edilir. Bu nedenle, müşterileri cinsiyete göre ayırmak en uygun ilk adımdır.

2. Adım : Şekil 2.2’de tasvir edildiği gibi sınıflandırma ağacını elde etmek için müşteri tabanı cinsiyete göre bölünür.

3. Adım : Skuba göstergesinin yanı sıra başka belirleyici değişkenler mevcutsa, her alt bölümde ayrılma için en uygun belirleyiciyi araştırmaya devam edebilir ve adım 1 ile yeniden başlanabilir. Örneğin, kadınları medeni durumuna göre, erkekleri skuba ekipman satın alıp almadıklarına göre ayırmanın en iyi yol olduğu bulunur. Ortaya çıkan ağaç Şekil 2.2’ye benzer.

Bu işlem tamamlandığında, segmentlerin iç içe geçmiş olduğu bir ağaç geliştirilir. Karlı segmentler daha sonra hedef pazarlar olarak kullanılabilir.



Şekil 2.2 : Futbol Ekipmanı Alıcıları İçin Sınıflandırma Ağacı.

Karar ağacı yaklaşımında, segmentlerin çok daha küçük segmentlere ayrılması sonucu, geliştirilen modelin küçük segmentlerde iyi sonuç vermemesi problemi doğabilir. Veri setinin 3'te biri modeli kontrolde kullanılabilir. Sonuçlar beklenen ile büyük farklılık gösteriyorsa, modelin tekrar değerlendirilmesi gerekir. Büyük bir fark yoksa, model düzgün çalışıyor denilebilir.

2.5.3. Lojistik regresyon

Lineer regresyon bağımlı değişken ve bağımsız değişkenin belirlenmesi ile başlar. Örneğin; bir Cumartesi günü mağazadan içeri giren müşteri adedi, bağımlı değişkendir. Cuma günü mağazanın reklam için harcadığı tutar, bağımsız değişkendir. Bu iki değişken arasında lineer bir ilişki olduğunu varsayalım. Regresyon analizi, reklamın mağaza trafiğine katsayı etkisini tahmin etmeye çalışır. Bu durumda mağaza trafiği (bağımlı değişken), çok fazla değer alabilir. Halbuki, pazarlamada bağımlı değişkenin çoğunlukla ikili (binary) olduğu durumlarla karşı karşıya kalıyoruz. Mesela, bir müşterinin bir ürünü alıp almaması durumu; değişkene müşteri ürünü almamışsa 0, almışsa 1 değerini atarız. Bu tip veri yapılarına müsait olan regresyon modelleri, lineer olasılık modelleridir; probit ve logit (lojistik regresyon) modelleri.

Bağımlı değişkeni ikili (binary) olan ve iki farklı değere sahip olan modellerde en çok Lojistik Regresyon metodu kullanılır. Örneğin;

- Müşterinin bir pazarlama kampanyasına katılıp katılmadığı,
- Bir müşterinin araba alıp almadığı vb.

Örnek : Bir bankanın mevcut müşterilerinden, gold kredi kartına yükseltilecek potansiyel müşteri hedefini bulmak için lojistik regresyon kullanılabilir.

- Bağımlı değişken – müşterinin gold karta başvurup başvurmadığı,
- Belirleyici (predictor) değişken – müşterinin kullandığı diğer bankacılık ürün ve hizmetleri ile finansal ve demografik bilgi

Amaç, gold kart önerilen müşteri örnekleminde lojistik regresyonu tahmin etmek. Her bir potansiyel hedef müşteri için, belirleyici (predictor) değişken değerinin girilmesi ile lojistik model, hedef müşterinin gold karta başvurması için tahmini bir olasılık verecektir. Yüksek tahmini olasılığa sahip müşterilere gold kart teklifi yapılacaktır. Noktalar, bağımlı değişken y'nin aldığı değerleri gösterir. Lineer regresyon durumunda, y herhangi bir değeri alabiliyorken lojistik regresyonda y, 0 veya 1'dir. Lojistik regresyon eğrisi, y olayının verilen x seviyesinde tahmini gerçekleşme olasılığı p'yi gösterir. Matematiksel olarak lineer regresyon şu şekilde ifade edilir:

$$y = \alpha + \beta x + \varepsilon \quad (2.17)$$

y = Bağımlı değişken

x = Tahmini (predictor) değişken

α = Sabit (lineer regresyon ile tahmin edilir)

β = x 'in y üzerindeki etkisi (lineer regresyon ile tahmin edilir)

ε = Hata ifadesi

Bu tip regresyonda, y negatif sonsuzluktan pozitif sonsuzluğa kadar herhangi bir değer alabilir. Halbuki, birçok durumda 0 ve 1 değeri söz konusudur.

Bir durumun gerçekleşme olasılığını gösteren bağımlı değişken 0 ile 1 arasında olduğunda, bir dönüşüm gerekmektedir. Söz konusu dönüşüm, lojistik regresyonun temelidir. Dönüşümün adımları şöyledir:

1. Adım: p bir durumun gerçekleşme olasılığı ise, $p/1-p$ oranı göz önünde bulundurulmalı. P , 1'den küçük pozitif bir değer olduğundan, $p/1-p$ değeri 0'dan sonsuza kadardır.
2. Adım: Aşağıdaki oranın algortimasını ele alalım;

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right)$$

Söz konusu dönüşüm, bu ifadenin değer aralığını negatif sonsuz ile pozitif sonsuz arasında almasını sağlar.

3. Adım: Değer artık bağımlı değişken olarak düşünülebilir. Söz konusu değer ile tahmini (predictor) değerler arasında $z = \alpha + \beta x + \varepsilon$ şeklinde bir lineer ilişki vardır.

$$z = \log\left(\frac{p}{1-p}\right)$$

4. p olasılığını elde etmek için, aşağıdaki geri dönüşüm yapılmalıdır :

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha + \beta x + \varepsilon \text{ olduğuna göre;}$$

$$\left(\frac{p}{1-p}\right) = e^z \text{ yazılabilir.}$$

$$\text{Böylece } p = \left(\frac{e^z}{1+e^z}\right) = \left(\frac{1}{1+e^{-z}}\right) \text{ olarak yazılabilir.} \quad (2.18)$$

2.5.4 Müşteri seçme metriklerini değerlendirme teknikleri

Hedef müşteriye seçme metriklerinden hangisinin daha uygun olduğunu belirlerken tahmin kalitesi karşılaştırılmalıdır. Modellerin tahmin kapasitelerini karşılaştırırken, verinin 1/3'ü test için, 2/3'ü kalibrasyon için ayrılır. Bir modelin performansını değerlendirmek için en yaygın yöntem, modellerin test verisinde elde edilen yanlış sınıflandırma oranlarını (misclassification rate) karşılaştırmaktır. Bir diğer yöntem ise; lift analizidir.

- Yanlış sınıflandırma oranı (Misclassification Rate): Elimizdeki verinin 2/3'ü üzerinde farklı model tahminleri yapılırken, geri kalan 1/3'ünde model performansını ölçmek için yanlış sınıflandırma oranı hesaplanır. Yanlış tahmin adedi/toplam tahmin adedi, yanlış sınıflandırma oranını verir. Örneğin aşağıdaki çizelgede belirtilen değerler üzerinden hesaplırsak; yanlış tahmin adedi $56 + 173 = 229$ 'dur. Böylece yanlış sınıflandırma oranı da $229 / 1,459 = \%15,7$ olarak hesaplanır.

Çizelge 2.10 : Karışıklık Matrisi.

		Tahmin Edilen		
		1	0	Toplam
Gözlenen	1	726	56	782
	0	173	504	677
Toplam		899	560	1.459

- Lift Analizi : Lift grafiği, mevcut modelin hiç bir model kullanılmama durumuna göre performansını gösterir. Örneğin; 1000 adet hedef kitleden 100'ü ürün/hizmet satın almış olsun. İyi bir tahmin modeli, seçilen grup içinden satın alma adedini artırır: rastgele seçilmiş 100 kişiden 10 kişi satın alıyorsa, model bazlı 100 kişilik bir gruptan 30 kişi satın alabilir. Lift grafiklerinin görselleştirdiği bu orandır. En yüksek lift'e sahip model seçilerek analiz edilir.

Lift, 2 veya daha fazla modeli karşılaştırmak, bir modelin performansını zaman içinde takip etmek veya modelin performansını farklı örnekleme ölçmek amacıyla kullanılabilir.

$\text{Lift\%} = (\text{Her bir yüzde 10'luk müşteri grubu için geri dönüş oranı} / \text{Toplam geri dönüş oranı}) * 100$

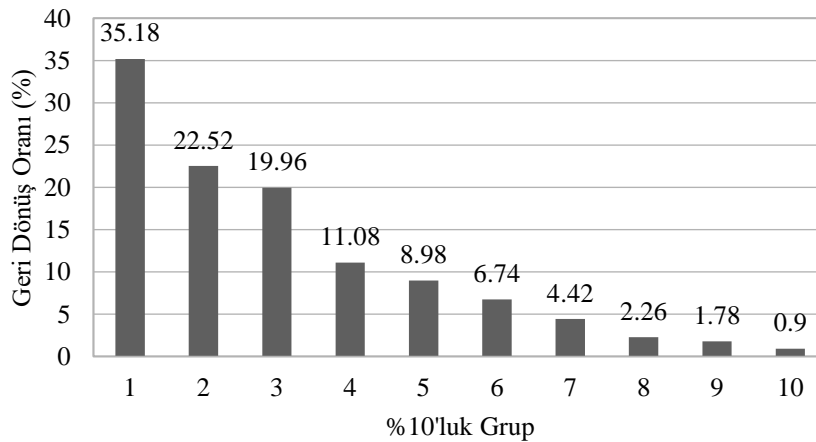
$\text{Kümülatif Lift\%} = (\text{Kümülatif geri dönüş oranı} / \text{Toplam geri dönüş oranı}) * 100$

$\text{Kümülatif geri dönüş oranı} = \text{Satın alanların kümülatif adedi} / \text{Her bir yüzde 10'luk müşteri grubu için müşteri adedi.}$

Çizelge 2.11 : Lift ve Kümülatif Lift.

Yüzde On'luk Sayısı	Müşteri Adedi	Satın Alan Kişi Sayısı	Geri Dönüş Oranı (%)	Lift	Kümülatif Lift
1	5.000	1.759	35.18	3.09	3.09
2	5.000	1.126	22.52	1.98	5.07
3	5.000	998	19.96	1.75	6.82
4	5.000	554	11.08	0.97	7.8
5	5.000	449	8.98	0.79	8.59
6	5.000	337	6.74	0.59	9.18
7	5.000	221	4.42	0.39	9.57
8	5.000	113	2.26	0.2	9.76
9	5.000	89	1.78	0.16	9.92
10	5.000	45	0.9	0.08	10
Toplam	50.000	5.691	11.38		

Örnek : Yukarıdaki çizelgede yer aldığı şekilde, müşteriler 10 eşit parçaya ayrılmıştır. İyi performans gösteren bir modelde, ilk %10'da yer alan müşteriler, en yüksek geri dönüş oranını gerçekleştirmiş ve daha sonra geri dönüş oranı azalmıştır. (Şekil 3.3) Sadece en yüksek lift oranı olan 3.09'a sahip müşteriler hedeflenseydi, rastgele seçilen müşterilere göre 3.09 kat daha fazla geri dönüş alınabilirdi. Genel olarak 1'den yüksek lift değerine sahip müşteriler ortalamadan daha yüksek, 1'den daha düşük lift değerine sahip müşteriler ortalamadan daha düşük performans gösterir.



Şekil 2.3 : %10'luk Grup Analizi.

3. KAMPANYA YÖNETİMİ

Müşteri değer yönetiminin en önemli hedeflerinden biri, mevcut müşterileri değerlerine göre profilleyip, bu veriler doğrultusunda benzer müşteriler bularak elde etmektir. Mevcut veya yeni ürün veya servisi online ve offline pazarlama kanallarını kullanarak pazarlama/tanıtma aktivitelerinin tümüne Pazarlama Kampanyası denir. Firmalar pazarlama kampanyalarını;

- Hedef müşteri grubu belirlemek,
- Yeni müşteri elde etmek,
- Mevcut müşterileri elde tutmak ya da ödüllendirmek için kullanır.

Pazarlama kampanyaları müşteri etkileşimi olan bir veya daha fazla kanaldan yürütülebilir: Telefon, posta, internet, kablosuz cihazlar, e-mail, direkt satış ve iş ortağı ağı.

Bir kampanyanın başarısı, doğru müşteriye doğru teklif ile doğru zamanda ve doğru kanaldan ulaşmayı gerektirir.

Kampanya yönetimi, planlama, geliştirme, hayata geçirme ve sonuçları analiz etmeyi içerir.

- Planlama: Kararların alındığı stratejik bir süreçtir. Kampanyanın amaç ve hedefleri belirlenip netleştirilir.
- Geliştirme: Müşteri teklifini oluşturma, destek, tasarım ve medyayı belirlemenin yer aldığı süreçlerdir.
- Hayata Geçirme: Kampanyanın seçilen medyada yürütülmesi ve kontrolünü kapsayan tüm süreçlerdir.
- Analiz: Kampanya sonuçlarının değerlendirildiği süreçtir.

3.1. Kampanya Planlama ve Geliştirme

Kampanya planlama aşamasında, pazarlamacılar kampanya amaçlarını, en iyi iletişim mesajını ve en iyi hedef müşterileri belirlemek için stratejik kararlar verirler.

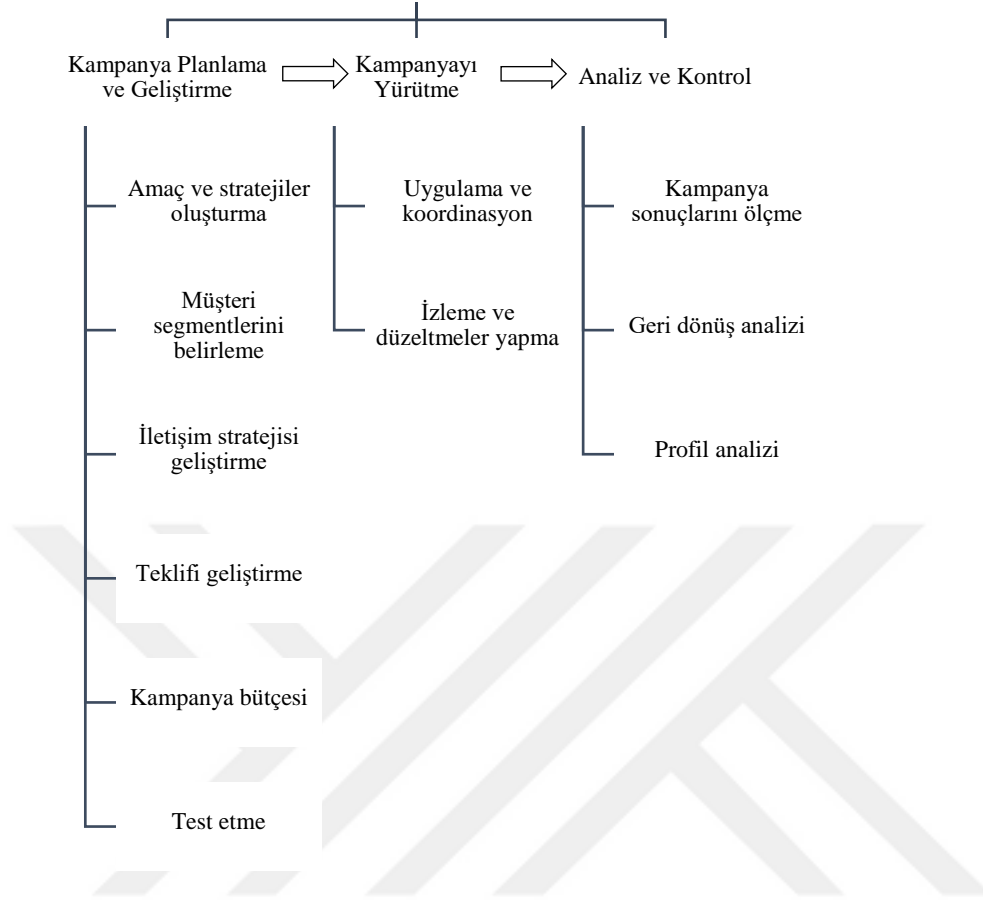
3.1.1. Amaç ve stratejiler oluşturma

Yıllık pazarlama planlarında kampanyalar önemli bir role sahiptir. Bu yüzden kampanya amaçları kurumsal amaçlar ve pazarlama departmanının amaçları ile paralel olmalıdır. Söz konusu amaçlar genellikle 4 kategoriden oluşur: pazar penetrasyonu (kullanım veya pazar payı artışı), pazar büyütme (yeni kullanıcı artışı veya yeni segmentlere giriş), ürün geliştirme (yeni ürün/servis) ve farklılaşmak (yeni pazarlar, ürün ve yeni stratejiler).

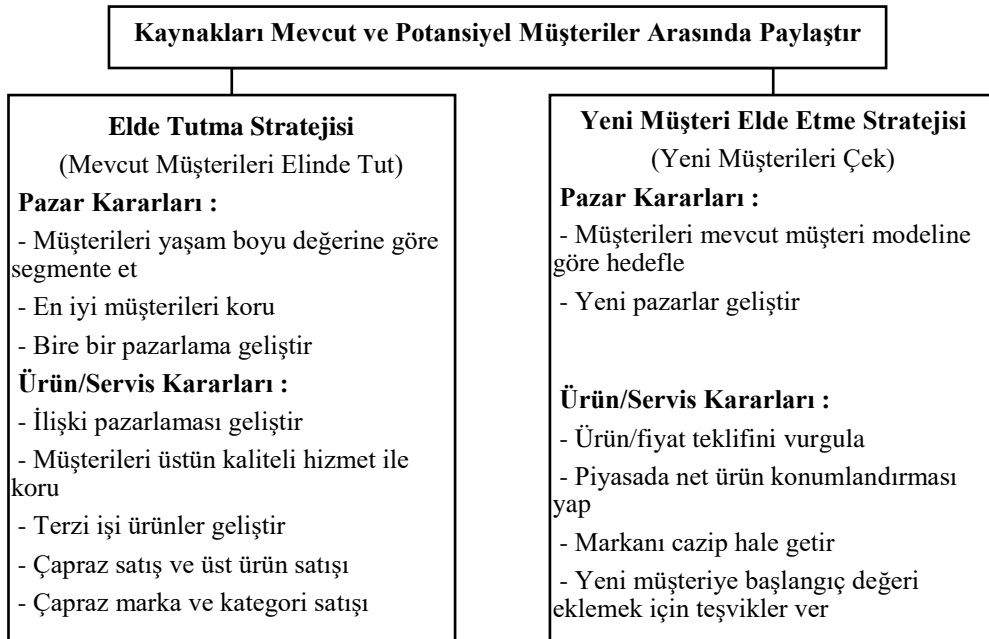
- Hedef Kitle: Mevcut müşteriler (elde tutma stratejisi), yeni müşteri edinimi, mevcut ve yeni müşterileri aynı anda hedefleme.
- Elde tutma (retention) stratejisinde, firma en karlı müşterilerini Yaşam Boyu Değer (lifetime value) ve RFM analizi ile hedeflemelidir. Örneğin; Mevcut müşterileri güçlü ilişki veya üstün hizmet/kalite ile sadık müşteri haline getirmek (sadakat programları, bire bir ilişki).
- Mevcut müşteri ihtiyaçlarına uygun, özel ürün geliştirmek.
- Çapraz satış (cross sell); mevcut müşterilere farklı ürün satışı (banka müşterisine sigorta satışı gibi).
- Upsell-Benzer ürünleri kullanan müşterilere daha üstün ürün satışı (standart kredi kartı kullanan müşterilere gold kart satışı gibi).
- Aynı müşteriye farklı markaların farklı kategorilerinden satış yapmak (cross-merchandising) (gold kredi kartının en iyi faiz oranıyla satışı gibi).

Yeni müşteri edinim stratejisinde, firma yeni müşteriye mevcut ürün satışı yapmak istiyorsa, mevcut müşterilerin profil ve davranışına göre profillemeye yapmalıdır. Firma eğer yeni müşteriye farklı ürün sunmak istiyorsa yeni pazar yaratmalıdır.

Kampanya Yönetimi



Şekil 3.1 : Kampanya Yönetimi.



Şekil 3.2 : Müşteri elde tutma ve/veya yeni müşteri edinimi stratejilerinde temel pazar ve ürün kararları.

3.1.2. Müşteri segmentlerini belirleme

Kampanya amaçları belirlendikten bir sonraki adım, hedeflenecek müşteri segmentlerinin belirlenmesidir. Müşteri segmentleri, satın alma davranışı ve profil verisi ile oluşturulabilir. Satın alma davranışı pazarlamacının müşteriyi ürün ihtiyacına ve yaşam boyu değerine göre segmente etmesine yarar ve söz konusu bilgi MİY veri tabanında yer almaktadır. Profil verisi müşterinin geçmiş kampanyalara verdiği tepki ile müşterinin istek, ihtiyaç ve tercihlerini eşleştirerek, yatırım getirisi (ROI) bazlı bir kampanya yapılmasına olanak sağlar.

Pazarlamacılar kampanyada müşteri gruplarının karışımına odaklanabilirler: mevcut müşteriler, yeni müşteriler ve firmayı terk eden müşteriler. Mevcut müşteriler, çok önemli bir bilgi kaynağıdır. Satın alma davranışı, tutum, tercih vb. olarak veri sağlarlar ve benzer profile yeni müşteri hedeflemek için bu bilgiler kullanılabilir. Firmayı terk eden müşteriler de çok faydalı bilgi kaynağıdır. Müşterinin firmayı bırakması için bir sebebi olmalıdır. Müşteri üründen, hizmet seviyesinden ya da kanal yönetiminden memnun olmayabilir. Söz konusu müşterilerin incelenmesi, firmanın geçmiş hatalardan ders alarak, ürün iyileştirme ve geliştirme, daha iyi hedefleme ve hizmet alanlarında kendisini geliştirmesine yardımcı olur. Bu da uzun vadede daha karlı bir firma haline gelmesini sağlar.

3.1.3. İletişim stratejisi geliştirme

Pazarlama iletişimi, firma ile mevcut ve yeni müşterileri arasında bir veya daha fazla medya kanalını kullanarak (örneğin posta, gazete, dergi, televizyon, radyo, tele pazarlama ve internet) yapılan hedefli etkileşimlerdir. İletişim stratejisini belirlerken firma kampanyanın kime yapılacağına (hedef kitle), mesajının ne olacağına (içerik) ve hangi kanaldan yapılacağına karar verir. Pazarlama iletişim planı, pazarlama ekibi ya da bir reklam ajansı tarafından yapılabilir.

Pazarlamacılar iletişim stratejisini belirlerken, genelde hibrit kombinasyonlar kullanırlar. Bazı stratejiler Çizelge 3.1’de özetlenmiştir.

Medya seçimi mevcut veya yeni müşterilerin hedeflenmesine göre yapılır. Eğer yeni müşteriler adreslenemiyorsa tv, radyo vb. medya seçilir. Eğer müşteri adresleri ya da telefonları biliniyorsa müşteriyle direkt temas daha verimli olacaktır. Müşteriyi elde tutma amaçlanıyorsa yüksek değerli müşteriler ile birebir temas seçilirken, düşük değerli müşteriler ile daha düşük gideri olan kanallar ile iletişim tercih edilir.

3.1.4. Teklifi geliştirme

Kampanya teklifi, müşterinin bir ürünü satın alması ya da firmadan ürün ile ilgili daha fazla bilgi istemesini teşvik etmek için sunulur. Söz konusu teklif, ücretsiz bir ürün (posta ile deneme boy ürün gönderimi gibi), ürün fiyatı ile ilgili düzenlemeler (iki al bir öde gibi), ya da firmanın ürünleri ile ilgili bilgi sunma (firmanın ürünleri ile ilgili ücretsiz video sunmak gibi) şeklinde olabilir.

Teklif, firma amaçları doğrultusunda oluşturulur. Örneğin; yeni müşteri kazanımı, mevcut müşterilerin devamlılığı, zaman aşımına uğrayan müşterilerin aktifleştirilmesi veya satış fırsatları yaratmak. Çizelge 3.1’de firmaların mevcut ve yeni müşterilere sunabilecekleri teklifler listelenmiştir.

Çizelge 3.1 : Teklif Seçenekleri. (De Bonis ve Peterson, 1997)

Teklif Seçenekleri	Açıklama
Fiyat Teşvikleri	Müşterinin normal fiyat üzerinden indirim alması (belirli bir tutar veya yüzde olarak).
Ödeme Seçenekleri	Müşterilerin firmadan alışveriş yapmasını kolaylaştırmak. Firmanın kredi kartını almak, kolaylaştırılmış ödeme planları gibi.
Özel müşteri	Müşterinin kendisini özel hissetmesi ile firmadan alışveriş yapma ihtimalini arttırmak. Müdavim müşterilere farklı bir ürün ya da özel kulüp üyeliği sunulması gibi.
Teşvik	Bir ürün satışı yanında ücretsiz bir ürün ya da hizmet sunmak.
Deneme Ürünü	Satışı yapılan ürünü deneme boyunda sunmak.
Ücretsiz Deneme	Satışı yapılan ürünü bir süre kullanım için ücretsiz sunmak.
Otomatik Gönderim	Müşteri üyeliğini iptal edene kadar sürekli ürün göndermek. (Gazete, dergi aboneliği gibi)
Fiyat Teşvikleri	Müşterinin normal fiyat üzerinden indirim alması (belirli bir tutar veya yüzde olarak).
'Arkadaşını Getir'	Mevcut müşterilere tanıdıklarını firmayı önererek hediye kazanma fırsatı sunmak.
Erkenci İndirim (Early Bird Offer)	Belirli bir tarihe kadar ürünü daha düşük fiyattan satmak.
Yarışma/Çekiliş	Belirli bir miktarda ürün alan müşterilere hediye kazanma fırsatı için çekiliş hakkı sunmak.
Çoklu İndirim Teklifi	Yüksek harcama yapan müşterilere özel indirim oranları sunmak.
Çoklu Ürün Teklifi	İlgili ürünleri paketleyerek tek fiyattan satışını yapmak.
Delüks Edisyon	Normal satışı yapılan ürünün farklılaştırılması ile fiyatını da farklı şekilde sunmak.
Geri Getirme (Bounce-back)	Bir müşteri alışveriş yaptıktan sonra tekrar alışveriş yapması için yeni bir teklif sunmak.

3.1.5. Kampanya bütçesi

Kampanya bütçesi, kampanya ile ilgili pazarlama giderlerini (Reklam giderleri ve teknik ekip giderleri gibi) koordine eder ve kaynakların pay edilmesini sağlar. Pazarlamacılar kampanya bütçesini direkt hesaplanabilen ve hesaplanamayan (reklamın uzun vadede etkisi vb.) kalemlere bölerler.

Daha az hesaplanabilen aktiviteler için yapılan tahminler, geçmiş tecrübelerden, kıyaslamalardan veya sadece beklentilerden oluşur. Bütçe hesaplamanın birçok yolu vardır. Bazı firmalar kampanya bütçesini belirli bir ürün grubunun satış gelir hedefinin yüzdesi ile hesaplarken, diğer firmalar geçmiş yılın bütçesine göre reklam giderlerindeki ya da enflasyon oranı gibi değerlerde yaşanan artışa göre hesaplarlar.

3.1.6. Test etme

Test etme, kampanyaya hangi yoldan devam edileceğine karar vermek için karşılaştırma fırsatı sunar. Genel olarak tek bir kampanya elemanını test ederken, diğer değişkenleri sabit tutar ve kampanya performansında etkili değişim ölçülür. Kampanyadaki en önemli değişken ve parametreler test edilir. Hedef müşterilerden bir bölümü alınır ve seçilen parametre değiştirilerek kampanya test edilir. Test sürümünün performans sonuçlarını kontrol ile karşılaştırmak, bu değişkenin tüm kampanya hedefleri üzerindeki etkisini gösterecektir.

Testin, kampanya başarısını ve performansını artıracı yararları vardır. Bunların en önemlileri şunlar:

- Test gerçek davranışları gösterir, çünkü davranışın geçerli olduğu gerçek ortamı sağlar.
- Geliştirmeleri test etmek ve araştırmaları doğrulamak.
- Test ayrıca yaratıcılığı da teşvik eder; zira sadece sağlıklı iç rekabette değil aynı zamanda yaratıcı ekibe kontrol kampanyasını yenmenin yollarını bulmak için meydan okur.
- Testler, şirketin en büyük varlığını (müşterileri) korur: Her testte yalnızca küçük örnekleri kullanarak sonunda müşterilerinize verirsiniz kanıtlanmış teklif.
- Testler mali riski en aza indirir ve masraflı hatalardan kaçınmayı sağlar.
- Testler, maliyetleri düşürmenin yollarını ortaya çıkarır.

Genel olarak, testler kampanyanın performansını en üst düzeye çıkarmanıza yardımcı olur. Düşük maliyet (genel kampanya maliyetleriyle karşılaştırıldığında) ve sonuç vermede hızlıdır.

Testler (nicel analizlere başvurduğunuzda) güvenilir, yürütmeleri kolaydır ve hazırlanması kolaydır (daha az müşteri dahil olduğu için).

3.2. Kampanyayı Yürütme

Kampanyayı yürütme aşaması, bir kampanyanın uygulandığı operasyonel süreçtir. Bu aşamada iki önemli husus vardır: uygulama ve izleme.

3.2.1. Uygulama ve koordinasyon

Geliştirme aşaması ile uygulama aşaması arasında ince bir çizgi vardır. Bu farklılık, uygulamanın geliştirilen her şeyi özetlemesi ve kampanyayı çalıştırmadan önce yapılması gereken her şeyin özetlenmesinden kaynaklanmaktadır. Kampanyayı uygulamak için, bu sürece ve ilgili tüm kaynaklara rehberlik edecek bir eylem planı hazırlanmalıdır.

Bu plan üç alt plana ayrılmalıdır:

1. Kampanya programı
2. Kampanya zamanlaması
3. Faaliyet programı

Kampanya Programı

Kampanya programı, kampanyayı yürütmek için yapılması gereken her şeyin bir özetidir. Yapılması gereken görevlerin listesini içerir. Her bir görev takım üyelerine atanır. Ekip üyeleri ve tedarikçiler (örneğin, reklam ajansı vb.) için tasarlanmış kampanya özet formlarını içermelidir. Her görevin tamamlanması için bir son tarih belirlenmelidir. Tüm bu tarihlerin özeti, kampanya zaman çizelgesiyle sonuçlanmalıdır. Medya ve promosyon teklifi seçildikten sonra, pazarlama ekibi üretilen tüm materyallerin (format, renk, yaratıcı mesaj) ve gerçekleşmesi gereken olayların açıklamasını yapmalıdır.

Kampanya Zamanlaması

Kampanya zamanlaması, planlanan olayları ve bunların zamanlamalarını listeler. Bu kampanyanın diğer pazarlama etkinlikleriyle çakışması planlanıyorsa, olası

eliřkiler, zamanlama ve müşteri hedeflerini belirlemek için çatıřma programı yapılmalıdır.

Kampanya ile etkinlik programı arasında iki temel farklılık vardır. Birincisi kampanya bileřenleri ile doğrudan ilişkilidir, ikincisi ise řirketin kendi faaliyet alanıyla ilgilidir.

Faaliyet Programı

Bir kampanya sırasında firmanın etkinliğini düzenlemek çok önemlidir. Bağımsız eylemler tanımlanmalı ve faaliyetlerin tamamlanması için zaman verimli bir şekilde tahsis edilmelidir. Bu aşamada kritik yol yöntemi uygulanabilir. Kritik yol tekniğı, kampanyanın her aşamasında bir zaman faktörünün yerleştirilmesini, her biri için gerekli emsal aktivitelerin neler olduğunu ve tüm kampanya aşamalarının sıralamasını gerektirir (temelde geri bir zaman çizelgesi olarak çalışır). Bu yöntemin bir avantajı potansiyel sıkıntıları tanımlaması ve izin verilen zamanlamaların revizyonuna izin vermesidir.

Aktivite çizelgelemesinin önemli bir özelliğı, görevlerin tamamlanması ve onaylanması için yeterli zamana fırsat vermesinin yanı sıra, bilgileri güncel tutmasıdır. Kampanya yürütölse bile durumu raporlanmaya devam edecektir.

3.2.2. İzleme ve düzeltmeler yapma

İzleme devam eden bir süreçtir. Kampanyanın sonuna kadar beklerken, program değışiklikleri gibi ayarlamalar yapılamaz. Bununla birlikte, kampanyanın tam etkisi, tüm sonuçlar alınana kadar analiz edilemez. Firma sonuçların geri dönüş yoluyla izlenebileceğı entegre bir kampanya yürütüyorsa, ilk durum raporu ilerlemeyi göstermek için tahmini sonuçlarla karşılaştırılması gereken ön sonuçları gösterecektir. İlk sonuçlar üzerinde hareket etmek, zamanında düzeltici bir eyleme izin verecek ve rapor ne kadar güncel olursa düzeltmeler o kadar yararlı olacaktır.

Bir kampanyanın ilk sonuçlarına bağılı olarak, değışiklikler řu durumlarda yapılabilir:

- Kampanya planlaması, revize edilebilir. Bu ayar, dönüřtürme oranının öngörülen seviyeye yakın olduğı varsayımına dayanarak yapılır.
- Medya seçimi ayarlanabilir. İlk medya sonuçları, belirli bir medyadaki reklam alanının karlı olup olmadığını belirleyecektir. Sonuca göre medya değıřimi ve maliyetleri gözden geçirilir.

3.2.3. Yaşanabilecek problemler

Kampanya yönetimi pazarlama ekibini, diğer departmanları (satış ekibi, çağrı merkezi, operasyon vb.), üst yönetimi ve tedarikçileri içerir. Kampanya sırasında birçok şey yanlış gidebilir.

Örneğin pazarlamacı, firmanın çağrı merkezi tarafından aranmak isteyen müşterilere doğrudan posta gönderirse ve tele pazarlama ekibi kampanya özellikleri hakkında yeterince bilgilendirilmediyse, en olası sonuç, kampanyanın başarısız olacağıdır. Yaşanabilecek problemler den bazıları şunlardır:

- Pazarlama planlaması bir departman bünyesinde gerçekleştirildiğinde ve şirketin diğer departmanları ile entegre olmadığında,
- Üst yönetim, pazarlama planlamasında etkin bir rol oynamadığında kampanya başarısız olabilecektir.

3.3. Analiz ve Kontrol

Analiz ve kontrol, kampanya yönetim döngüsünün son aşamasıdır. Bu aşamada, pazarlamacılar kampanya başarısı ile ilgili bazı sonuçlar çıkarabilir ve bu sonuçları yalnızca müşteri bilgilerini geliştirmek için değil gelecekteki kampanyaları iyileştirmek için de kullanabilirler. Bu, kampanya sonuçlarının kampanya hedefleri doğrultusunda değerlendirildiği ve başarının veya başarısızlığın değerlendirildiği, önemli bir aşamadır. Kampanyada işe yarayan özellikler, diğer kampanyalar için "en iyi uygulamalar" olarak kullanılmalıdır. Pazarlamacılar iyi performans göstermeyen özelliklerin nedenini araştırmalıdır. Bu araştırma, gelecekteki kampanyalar için bir tecrübe olarak kullanılmak üzere MİY veri tabanına kaydedilmelidir.

Kampanya analizi birçok şekilde yapılabilir. Pazarlamacılar, kampanya ana performans göstergelerini (KPI) kullanabilir ve bunları, bütçelenen KPI ve kampanya hedefleriyle karşılaştırabilir. Profilleri ve davranışları kampanyayla ilişkilendirmek için profil ve yanıt analizi gibi daha detaylı analiz yapılabilir.

3.3.1. Kampanya sonuçlarını ölçme

Pazarlamacılar, kampanya devam ederken kampanya sonuçlarını ölçmeye başlayabilir. Sonuçlar analiz edilir edilmez kampanyada ince ayar yapılabilir. Pazarlamacılar hangi hedef segmentin kampanyanın başarısını artırdığını ve nedenini inceler.

Arka uç performansını ölçmek için, her bir müşterinin belirli bir medyadan geldiğini tespit eden bir sistem kurmak gerekir. Ancak o zaman, aynı medyadan gelen müşterilerin davranışlarını analiz etmek ve ortalama satış, katkı ve karı hesaplamak mümkündür. Arka uç performansı, bir reklamcılık aracından diğerine büyük ölçüde değişir. Örneğin, bazı doğrudan pazarlama kampanyalarının sonuçları, doğrudan posta yoluyla edinilen müşterilerin, bir dergi veya gazete eklenmesi yoluyla edinilen müşterilere göre daha sık satın aldığını göstermektedir. Daha sonra, orijinal orta kaynak grubu açısından müşteri performansını izlemek hayati bir önem kazanır, böylece belli bir ortama yeniden yatırım yapma kararı kanıtlanmış performans temelinde oluşturulabilir.

Arka uç performansı birçok açıdan ölçülebilir. Örneğin, doğrudan posta gönderiminde arka uç performansının ölçümü, kampanya tanıtımı için kar veya zarardır. Bir sadakat programı için, bu ölçüm, izin verilen pazarlama maliyeti ve başa baş noktası baz alınarak yapılmalıdır. Bu iki gösterge daha sonra müşteri katkılarını belirlemek için, müşteri edinme maliyetiyle karşılaştırılacaktır. Katkı, brüt marjın kampanya maliyetlerinden düşüldüğü ve sonuçta yeni müşterilerin sayısına bölündüğü bir formüldür. Sadakat kampanyaları söz konusu olduğunda, yeni müşterilerin gelecekteki gelirlerini ve kazançlarını tahmin edebildiğinden katkıyı yeni müşteri ömrü değeri açısından hesaplamak daha uygundur. Değerlendirilmesi gereken bir başka oran da yıpranma oranıdır (attrition rate). Bu oran, müşterilerin kayıp oranını belirlemek için kullanılır. Örneğin, abonelikleri veya yenilemeleri artırmak için bir gazete veya dergi kampanyasının kârlılığını değerlendirirken, KPI, dönüşüm oranı, yenileme oranları ve promosyonlara yanıt oranıdır.

Her durumda, bir promosyon kampanyası yürütürken, pazarlamacılar her zaman promosyon getirisini (ROP) hesaplamalıdır. ROP, belirli bir tanıtımın yatırım getirisini hesaplamamanın bir yoludur:

$$ROP = [(Katkı - Sipariş Başına Maliyet) / Sipariş Başına Maliyet] * 100 \quad (3.1)$$

Dönüş, promosyon nedeniyle oluşan tüm satın almalardan elde edilen katkı ile satın alımın maliyeti arasındaki fark ile ölçülür.

3.3.2. Geri dönüş analizi

Geri dönüş analizi, güncel kampanya sonuçlarını hesaplar, nihai sonuçları projekte eder ve bu sonuçları analiz eder. Geri dönüş analizleri, müşteri ve pazar segmentleri,

ürün gamı, kampanyalar, teklif ve promosyonlar, medya veya reklam ajanslarıyla yapılabilir.

Bu tür analizleri yapabilmek için, geri dönüşler zamanla, yani verileri elde etme tarihine göre özetlenmelidir. Her yanıt MİY veri tabanına kaydedilmeli ve tarih atılmalıdır.

Sonuçlar, ilk kampanya geri dönüşleri öğrenilir öğrenilmez analiz edilebilir ve sonunda kampanyada düzeltmeler yapılabilir. Geri dönüş analizi, çeşitli değişkenlerin (yaş, cinsiyet, gelir düzeyi vb.) geri dönüşleri etkileme olasılığını belirlemek için regresyon analiz modelleri gibi istatistiksel modelleri kullanmaktadır.

3.3.3. Profil analizi

Profil analizi, kampanya katılımcılarının profilini şirket müşterilerinin ve potansiyel müşterilerin profiliyle tanımlamak ve karşılaştırmak için kullanılır. Bu karşılaştırma, pazarlamacıların, ilk hedeflenen profilin katılımcı profilleriyle gerçekten uyumlu olup olmadığını, diğer bir deyişle müşteri segmentleri iyi hedeflenmiş olup olmadığını doğrulamalarını sağlayacaktır. Profil analizleri, kampanyanın farklı aşamalarında yapılmalıdır.

MİY veri tabanına kaydedilen profil özellikleri, müşteri ya da müşteri adıyla ilişkili olabildiği takdirde, bu analiz türünde kullanılır. Bu özellikler temel (doğum tarihi, cinsiyet) veya türetilmiş (yaş, puan) olabilir. Profil analizi, girdiyi değerlendirir (genellikle coğrafi, demografik) ve benzer zevk ve tercihlere sahip gruplar halinde kümelere ayırır.

Profil analizinde kullanılan diğer iki istatistiksel teknik; otomatik etkileşim algılama (automatic interaction detection- AID) ve ki-kare otomatik etkileşim algılamasıdır.

Firmalar mevcut veya potansiyel müşterilerin eylemlerini bu analizler ile öngörerek, pazarlama stratejilerini geliştirme fırsatı yakalarlar.

3.4. Kampanya Geri Dönüşleri

Pazarlama kampanyalarının ölçülebilir etkilerini önceden tespit edebilmek çok değerlidir. Geçmiş pazarlama faaliyetlerinin, sonuçlarının ve modelleme yöntemlerinin, farklı medya ve müşteri segmentleri ile birlikte kaydedilmesi pazarlamacının ileride yapılacak kampanyaların karar aşamasında yardımcısı olacaktır. Başarılar, başarısızlıklar ve kampanyaların yürütülme koşulları hakkında

bilgi saklanmalıdır. Belirli şablonlar bulunabilir ve geçmiş başarılar ile kampanya unsurları arasındaki korelasyon gelecekteki kampanyalarda kullanılabilir.

Firmalar, hedef gruplar, kullanılan medya ve kampanya performansı gibi kampanyaların ana bileşenleri hakkında ayrıntılı bilgiyi derlemeli ve MİY veri tabanına kayıt etmelidir. Bu yolla modeller, pazarlamacının kontrolündeki değişkenler ile başarı kriterleri arasındaki nedensel ilişkileri tanımlamak için tasarlanabilir. Bu kayıt edilmiş bilgilerin kullanımı, gelecekteki faaliyetleri desteklemektedir, çünkü belirli kampanyaların başarılı olacağı piyasa ortamının tahmin edilmesini sağlar. Geçmişteki kampanyaların başarı ve başarısızlıklarının kaydedilmesi ve analiz edilmesi, gelecekteki kampanyaların karlılığını artırır. Elde edilen ve hedeflenen sonuçlar arasındaki sapmalar, bu derlenmiş bilginin doğru kullanılması yoluyla asgariye indirilir.

4. ÖNERİ SİSTEMLERİ

4.1. Tanım

Web'deki bilginin üssel olarak artması ve yüksek heterojenitesi ve e-ticaret hizmetlerinin sayısındaki hızlı artış sıklıkla kullanıcıları yorarak kötü kararlar vermelerine neden olur. Web sitelerindeki bu hızlı artış, mevcut çok sayıda ürün veya bilgi arasında en iyiyi bulma konusunda müşterilerin yardıma ihtiyacını doğurdu (Kembellec, 2014).

Web 2.0'ın 1999'da ortaya çıkışı, içerik üreticileri ve tüketicileri arasındaki ilişkiyi üç açıdan tamamen değiştirmiştir:

1. İçerik üretmedeki engellerin azaltılması: herhangi bir kişi içerik (video, müzik, metin vb.) oluşturabilir. Bu hem amatörlerin hem de profesyonellerin yarattığı aşırı miktarda içeriğin ortaya çıkmasına neden olur;
2. İçeriğin farklı platformlarda erişilebilirliği: herkes içeriğini farklı platformlarda (YouTube, Dailymotion, kişisel blog, vb.) yayınlayarak erişilebilir hale getirebilir. İçerikleri izlenme sayısına, eklenme tarihine veya farklı kullanıcı sayısına göre sıralamak mümkündür.
3. Sosyal ifade: Facebook gibi sosyal platformlar, internet kullanıcılarını tercih, ilgi ve faaliyetlerine göre arkadaşlarını "bilgilendirme", "işbirliği yapma", "paylaşma" ve "yayınlama" için teşvik ederek, herhangi bir konu üzerine aşırı görüş bildirilmesini sağlamaktadır.

Öneri sistemleri bilişsel aşırı yükü ve Web içeriğinin fazla bilgi yükünü çözmek için kullanılabilir. Öneri Sistemleri özetle, belirli bir kullanıcı için en çok ilgi çeken öğelerle ilgili öneriler sunan yazılım araçları ve tekniklerdir. Öneriler, hangi öğeleri satın alacağı, hangi müziği dinleyeceği veya hangi haberlerin okunacağı gibi çeşitli karar verme süreçleriyle ilgilidir. Önerilere dayanan sistemlere örneğin navigasyon geçmişi, kullanıcı profilleri, satın alma bağlamları, kullanıcı tarafından bırakılan işlemlerin ve izlerin analizi. Kullanıcılar tarafından gerçekleştirilen tüm eylemler ve

geri bildirimler veri tabanına kaydedilebilir ve sistemle gelecekteki etkileşimlere yönelik yeni öneriler üretmek için kullanılabilir (Kembellec, 2014).

Bir öneri sistemi, normalde belirli bir öge türüne (ör. CD'ler veya haberlere) odaklanır ve buna göre tasarımını, grafik kullanıcı arabirimini ve önerileri üretmek için kullanılan çekirdek öneri tekniğinin hepsi, bu belirli ve etkin öneriler için yararlı ve etkili öneriler sunmak üzere özelleştirilir.

Öneri sistemlerine birincil örnek, okumak için bir kitap seçerken kullanıcılara yardımcı olan bir kitap tavsiye sistemidir. Popüler web sitesi olan Amazon.com'da site her bir müşteri için online mağazayı kişiselleştirmek için bir Öneri Sistemi kullanmaktadır (Mangalindan, 2012). Öneriler genellikle kişiselleştirildiğinden, farklı kullanıcılar veya kullanıcı grupları, özel önerilerden yararlanır. Buna ek olarak, kişisel olmayan öneriler de bulunmaktadır. Tipik örnekler, kitapların, CD'lerin vb. ilk on seçimlerini içerir. Bazı durumlarda yararlı ve etkili olsa da bu kişiselleştirilmiş olmayan öneri tipleri Öneri Sistemleri araştırması tarafından genellikle ele alınmaz.

En basit biçiminde kişiselleştirilmiş öneriler öğelerin sıralı listeleri olarak sunulmaktadır. Bu sıralamayı gerçekleştirirken, Öneri Sistemleri, kullanıcının tercihlerine dayanarak en uygun ürünlerin veya hizmetlerin ne olduğunu öngörmeye çalışır. Böyle bir hesaplamayı yapabilmek için, Öneri Sistemleri kullanıcılardan bilgi toplar. Söz konusu veriler ürünler için derecelendirmeler olarak ya da kullanıcının eylemlerini yorumlayarak çıkarılan tercihleriyle ilgili olabilir. Örneğin, bir ÖS, o sayfada gösterilen öğeler için belirli bir ürün sayfasına yönlendirmeyi düşünebilir.

4.2. Algoritmalar

4.2.1. İş birliğine dayalı filtreleme (Collaborative filtering)

İlk Öneri Sistemi kullanılan algoritmalar, bir kullanıcı topluluğunun ürettiği tavsiyeleri kullanmak ve bu önerileri "aktif" bir kullanıcıya veya önerileri arayan bir kullanıcıya sunmak için uygulanmıştır. Sistem tarafından yapılan öneriler, benzer kullanıcılar veya benzer beğenilere sahip kullanıcılar içindir. Bu yaklaşım, ortak filtreleme olarak adlandırılır. Yaklaşımın temeli, aktif kullanıcının geçmişte bazı kullanıcılar ile benzer tercihlerde bulunması ve bu benzer kullanıcılardan gelen diğer önerilerin etkin kullanıcı için ilgi çekici olması varsayımına dayanır (Ricci, 2015).

Hangi kullanıcı β 'nin kullanıcı α 'ya en çok benzediğini saptamak için genellikle Pearson Korelasyonu kullanılır. Bu yöntem, aynı zamanda "Ağızdan Kulağa (Word of mouth)" veya "İnsandan İnsana Korelasyon (People to People Correlation)" olarak da anılır (Kembellec, 2014).

Bir öge koleksiyonu için 2 kullanıcının 0 ile 10 arasındaki derecelerini karşılaştıran **Pearson Korelasyon Katsayısı**, r olsun. Katsayı 0.5'den az ise korelasyon zayıf, 1'e doğru eğilimi varsa kuvvetli olacaktır.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (\alpha_i - \bar{\alpha}) \cdot (\beta_i - \bar{\beta})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\alpha_i - \bar{\alpha})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (\beta_i - \bar{\beta})^2}} \quad (4.1)$$

Birtakım öğelerle derecelendirilen kullanıcılar arasındaki benzerliğin hesaplanması örneği. Çizelge 4.2, bazı öğeler için kullanıcı değerlendirmelerini göstermektedir.

Çizelge 4.1 Derecelendirme Örneklem Örneği.

Oylar	Kullanıcı A	Kullanıcı B	Kullanıcı C	Kullanıcı D	Kullanıcı E
Öge 1	9	10	7	10	9
Öge 2	7	6	2	1	1
Öge 3	5	1	5	5	4
Öge 4	3	5	3	2	2
Öge 5	1	3	5	7	6

Çizelge 4.2 Kullanıcıların Pearson korelasyonlarına dayalı benzerliği.

Korelasyon	Kullanıcı A	Kullanıcı B	Kullanıcı C	Kullanıcı D	Kullanıcı E
Kullanıcı A	X	0,699	0,243	0,215	0,246
Kullanıcı B	0,699	X	0,265	0,341	0,413
Kullanıcı C	0,243	0,265	X	0,977	0,669
Kullanıcı D	0,215	0,341	0,977	X	0,996
Kullanıcı E	0,246	0,413	0,669	0,996	X

Çizelge 4.2, iki kullanıcı için hesaplanan korelasyon katsayılarını göstermektedir. Kalın değerler, güçlü ilişkili kullanıcıları göstermektedir.

Örnekte, Çizelge 4.1'de sunulan değerler için Çizelge 4.2'de gösterilen sonuçlar, her kullanıcının benzer bir profile sahip diğer kullanıcıların değerlendirmelerinden yararlanabileceğini göstermektedir (korelasyon 1'e yakın).

Kullanıcı derecelendirmesi (Rating) maksimum değere ulaştığında, kullanıcı profillerini kullanan "model tabanlı", daha kesin bir tahmin yöntemi sunmak için kullanılabilir. Bu ikinci yöntemde, profil türleri, benzer derecelendirme verilenlerini gruplayarak oluşturulmuştur. Bunlar, tavsiye vermek için kullanılacak profil türleri veya modelleridir (Kembellec, 2014).

İşbirliğine dayanan filtreleme önerilerinin ilk avantajı, bilgi aramak için bilgi alanı ile aşinalığa gerek duyulmamasıdır. Bu sistem, benzer profillerin diğer tercihlerini kullanarak bilgi alanıyla ilişkili olan başka türlere kadar önerilerin yaygınlaştırılmasını sağlamaktadır. Buna Burke tarafından "çapraz tür nişleri" denir (Burke, 2000). Poirier ve arkadaşlarına göre, verilerin gösteriminden bağımsızlığı nedeniyle, bu teknik, içeriğin analizinin otomatikleştirilmesinin zor olduğu alanlarda uygulanabilir.

Claypool ve ark. ilk öneri yöntemlerinde belirli sayıda problemin altını çizmişlerdir. Örneğin, ilk aşamada, iş birliğine dayalı filtreleme kullanan bir öneri sistemi "soğuk başlatma" nedeniyle kullanılamaz. Bu soğuk başlangıç problemi şu şekilde kendini gösterir: derecelendirme (rating) olmadan hiçbir tavsiye mümkün değildir. Bu zorluk, bir öge veya kullanıcı her eklendiğinde yeniden ortaya çıkar.

Ayrıca popülerlik ilkesinin, ortak filtreleme tarafından tercih edileceği de gösterilmektedir. Bir öge olumlu oyla ne kadar çok beğenilirse o kadar çok tavsiye edilir ve bu nedenle tekrar derecelendirilir. Dolayısıyla, kendinden üretilen şöhret ilkesi, kullanıcılar tarafından algılanan gerçek kalite yerine yaşın bir sonucu gibi gözükmektedir. Birden fazla kimlikle derecelendirme yaparak sorun azaltılabilir ya da tam tersi artırılabilir. Birden fazla kimlik altında derecelendirmeler bırakarak önerileri bir pazarlama perspektifinden değiştirmek cazip olabilir. Bu tekniğe "Şilin" denir ve birçok çalışmanın ana konusunu oluşturur (Burke, 2000).

4.2.2. İçerik filtreleme

Diğer klasik filtreleme yöntemi, sistem tarafından önerilen içeriğin tanımlanması ve analizine dayanır. Bu süreç esas olarak metin çözümleme tekniklerini temel alır, ancak meta verileri içeren çeşitli içerik biçimlerine genişletilebilir.

İçerik tabanlı öneri tekniği, bilgi tabanı içinde saklanan öğelerle ilişkili kullanıcı ve meta veriler arasındaki ilişkiye dayanmaktadır.

Kullanıcı, hizmete kaydolurken tercihlerini girebilir ya da kullanıcının davranışlarını gözlemleyerek tercihleri belirlenir. Bu durumda, tercihler "hesaplanır" ve vektörlere yerleştirilir.

Kullanıcı tercihleri, kullanıcının en temsili tercihlerini içeren bir vektör formundadır. Bu anahtar terimler, kullanıcı tarafından korpus içinde ziyaret edilen ve / veya derecelendirilen belgelerdeki sıklıklarına bağlı olarak istatistiksel olarak belirlenmiş bir değere sahip olabilir. Örneğin, tf algoritmasını metinlerde anahtar terimleri ağırlıklandırmak için kullanmak mümkündür (Kembellec, 2014).

$$\text{Belgede bir terimin sıklığı: } tf(m, d) = \frac{n}{card(d)} \quad (4.2)$$

Örneğin; 100 kelime içeren d belgesinde, m terimi n kez (n = 3) yer alsın. Belge d'deki m terimi için, terimin frekansı (tf), 3/100'dür.

Korpus içerisindeki bir kelimenin frekansının tersi:

$$idf = \log \frac{card(c)}{1+c'_{m,c}} \quad (4.3)$$

Örneğin; C bünyesinde 10 milyon belgeye sahibiz ve m terimi söz konusu belgelerin 1000 adedinde bulunuyor. idf $\log(10\,000\,000/1\,000)$, dolayısıyla 4. tf.idf değeri $0.03 \times 4 = 0.12$ 'dir. Böylece, m terimi korpus C bünyesindeki d belgesinde, istatistiksel olarak 0.12 katsayısıyla ağırlıklandırılacaktır.

İçerik filtrelemenin avantajları, ortak filtrelemenin avantajlarına benzerdir. Kullanıcının alan ile ilgili bilgisi gerekli değildir, çünkü öneriler, korpus verilerine dayanmaktadır. Sistem önerilerinin doğruluğu da korpusun büyüklüğü ile iyileşecektir.

İçerik tabanlı bir öneri sisteminin temel dezavantajı, ilk olarak, iş birliğine dayalı türlerde olduğu gibi, profil oluşturmaya ve dolayısıyla "gözlemlenen" referans verisi olmayan yeni kullanıcılar ile ilgilidir. Ayrıca, metin tabanlı olmayan verilerin endekslenmesi çok zordur.

4.2.3. Demografik

Bu sistem, kullanıcının demografik profiline dayalı öğeleri önerir. Sistemin varsayımı, farklı demografik profiller için farklı öneriler üretilmesi gerektiğidir. Pek çok web sitesi demografik temelli basit ve etkili kişiselleştirme çözümleri sunmaktadır. Örneğin, kullanıcılar kendi dillerine veya ülkelerine göre web sitelerine

yönlendirilir ya da öneriler kullanıcı yaşına göre özelleştirilebilir. Bu yaklaşımlar pazarlama literatüründe oldukça popüler olmakla birlikte, demografik sistemler konusunda doğru Öneri Sistemleri araştırması nispeten az olmuştur.

4.2.4. Melez metotlar

Öneri sistemlerinin melezleşmesi, ortak filtreleme ve içerik tabanlı yöntemlerin birleşiminin sonucudur. Burke ve daha sonra Adomavicius ve Tuzhilin melez metotlara ilişkin çalışmalar yapmışlardır.

Burke, yedi melezleştirme tekniğinin bir listesini yapmıştır:

- Ağırlıklı: Bir maddenin tavsiye değeri, mevcut yöntemlerin toplamına eşittir. Örneğin, P-Tango, hem ortak çalışan filtreleme hem de içeriğe dayalı filtreleme için eşit bir değer verir. Bu değer daha sonra kullanıcılar tarafından ağırlıklandırılır;
- Değiştirme: sistem, kullanıcının arama bağlamına göre veri tabanlı bir yöntem veya sosyal filtreleme uygulamayı seçer;
- Karma: Bu teknoloji, geleneksel yöntemler ile öneriler sunar;
- Özellik kombinasyonu: Bu yöntem, veri tabanına kullanıcı derecelendirmelerini entegre ederek, verilerin zenginleştirilmesi imkanı sunar. Tavsiyenin hesaplanması için tüm veriler kullanılır;
- Art arda: Bu süreç, kullanıcı profillerinin çift analizini içerir. Birincisi, potansiyel adayları vurgulamak için; ikincisi ise kullanıcı seçimini hassaslaştırmak için kullanılır;
- Özellik büyütme: Bu, ilk geçiş için önceki tekniğe benzer bir tekniktir. İlk geçişte adayların sayısı çok yüksek olursa, ikinci önerilen öğelerin verilerini entegre ederek ikincil bir ayrımcılık yapacaktır;
- Meta düzeyi: İlk iki yöntemde olduğu gibi, benzerlikleri belirlemek için kullanıcıları iki kez filtrelemeyi içerir. Aradaki fark, ilk geçişin, kullanıcı modelinin veya profilinin oluşturulmasını mümkün kılmasıdır.

Adomavicius ve Tuzhilin'in yaptığı, üç odak noktasına dayanan melez öneri yöntemlerinin sınıflandırılması şöyledir (Adomavicius, 2000):

- Ayrı öneri sistemlerini birleştirmek: İşbirlikçi filtreleme ve içerik filtreleme ayrı ayrı uygulanır, daha sonra tahminleri birleştirilir;
- İşbirlikçi filtrelemeye içerik filtreleme özellikleri ekleme: Bu sistem, içeriğin sınıflandırılmasına ve kullanıcıların ilgi alanlarına dayalı öneriler ekleyen klasik işbirliği "Kişiler arası Korelasyon" yaklaşımını kullanır;
- İçerik tabanlı modellere iş birliğine dayalı özellik kazandırma: Bu modelin ilkesi, önceki modeli tersine çevirmek değil, iş birliğine dayalı yöntemin özelliklerini içerik tabanlı yaklaşıma dahil etmektir;
- Tek birleştirici öneri modeli: İki modelin özelliklerini aynı algoritma içinde birleştiren genel bir modelin oluşturulması.

4.3. Uygulamalar

Öneri sistemleri araştırmaları, teorik katkının yanı sıra genel olarak endüstriyel Öneri Sistemleri'ni iyileştirmeyi amaçlamakta ve sistemlerin uygulanması için uygulanan çeşitli pratik yöntemleri araştırmaktadır. Aslında Öneri Sistemleri, ticari uygulamalarda makine öğrenimi ve veri madenciliği algoritmalarının büyük ölçekte kullanımı için bir örnektir. Hem araştırma topluluğundan hem de endüstriden alana olan ortak ilgi, bir yandan araştırma için kullanılabilir verilerin sağlanmasını, diğer yandan ise algoritmaların gelişmesini sağlamıştır. ÖS'lerindeki pratik araştırma, bir ÖS'nin yaşam döngüsünün farklı aşamaları ile ilgili hususları, yani sistemin tasarımı, uygulanması, değerlendirilmesi, bakım ve sistem çalışması süresince geliştirilmesi konularını inceler. 2006'da açıklanan Netflix Ödülü (Hafner, 2006), öneri yapan sistemler araştırma topluluğu ve endüstrisi için ve karşılıklı etkileşim için önemli bir olaydı. Öğelerin kullanıcılara önerilmesinin önemini vurguladı ve birçok yeni veri madenciliği öneri tekniğinin geliştirilmesini hızlandırdı. Yarışmanın araştırmacılara sunduğu 480,189 kullanıcıya ait 17,770 filmin 100 milyondan fazla derecelendirmesi, sektörde bir ilkti.

En yaygın öneri sistemleri uygulamaları şöyledir:

- Eğlence: Filmler, müzik, oyunlar ve IPTV
- İçerik: Kişiselleştirilmiş gazeteler, web sayfaları, e-öğrenme uygulamaları
- E-ticaret: Ürün satışı için öneriler (kitap, bilgisayar, kamera, vb.)
- Hizmetler: Seyahat hizmetleri, danışmanlık, emlak veya çöpçatanlık hizmetleri.

- Sosyal ağlar: Tweetler, Facebook yayınları, LinkedIn güncellemeleri gibi sosyal medya içeriği önerileri ve diğerleri.



5. RFM ANALİZİNİN ÖNERİ SİSTEMİ ÜZERİNDE PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

Bir market sepeti analizi veya öneri sistemi, çevrimiçi alışveriş yaparken veya hedefli reklam aldığımızda; yapılan tüm önerilerin ardındaki sistemdir. Söz konusu sistem, insanların alışkanlıkları hakkında bilgi toplar. İnsanlar, un ve şeker satın alırsa, genellikle yumurtalarla da ilgilenir. Bu yüzden, süpermarkete gidip un ve şeker satın aldığımızda, yumurtalarla ilgili bir öneri alabilirsiniz.

Pazar sepetini uygularken hedef, aşağıdaki formda bir dizi ilişki kuralı üretmektir:

IF {un, şeker, kabartma tozu} THEN yumurta

Kuralın ilk bölümü "öncül (antecedent)", ikinci bölümü "sonuç (consequent)" olarak adlandırılır. Destek, güven ve kaldırma gibi birkaç ölçüm her kuralın ne kadar güvenilir olduğunu tanımlar. Bu kuralları üreten en ünlü algoritma Apriori algoritmasıdır. Öncelikle, bir dizi örnek işlem üzerinde gerekli ilişkilendirme kuralları oluşturulur. İkinci olarak, yeni sepet verileri ve/veya yeni işlemlere öneriler üretmek için kural sepeti oluşturulur.

5.1 Knime Hakkında Bilgi

Analizde kullanılan platform KNIME'dır. KNIME, Node Repository altında yer alan düğümler (node'lar) arasında ilişkilendirmeler yapılarak verinin işlenmesi, yorumlanması, görselleştirmesi ve raporlanmasını sağlayan bir veri analiz platformudur. Konstanz Information Miner (Konstanz Bilgi Madencisi)'nin kısaltması olan Knime aynı isme sahip firma tarafından açık kaynak olarak geliştirilmektedir. KNIME Java ile yazılmış ve Eclipse tabanlı kurulmuştur. KNIME mevcut sabit disk alanıyla sınırlı olan büyük veri süreçlerinde kullanıma uygundur. Ek özellikleri sisteme entegre etmeyi mümkün kılan uzantı mekanizmasını kullanmaktadır. Ağırlıklı olarak CRM (Customer Relationship Management / Müşteri İlişkileri Yönetimi), iş zekası süreçlerindeki veri analizi uygulamalarında kullanılmaktadır.

KNIME, modül olarak ifade edebileceğimiz işlem hattı yapısıyla makine öğrenimi ve veri madenciliği ihtiyaçlarına yönelik birçok bileşene sahiptir ve bu bileşenler uygulama içerisinde düğüm (node) olarak ifade edilir. Node'lar vasıtasıyla kod yazmadan detaylı işlemler gerçekleştirmek mümkündür. İlişkilendirilen node'lar akış sırasına göre çalıştırılır ve dönüşleri konsol üzerinden takip edilebilir. Ayrıca her node'a ait çıktı ayrı ayrı görüntülenebilmektedir.

5.2. Veri Seti

Örnekte kullanılan veri seti, University of California Irvine bünyesindeki Machine Learning Repository'den alınmıştır. Veri kümesi, İngiltere merkezli bir e-ticaret şirketinin 01/12/2010 ve 09/12/2011 tarihleri arasında gerçekleşen, 541.910 adet işlemini içermektedir.

Özellik Bilgisi:

- Invoice no: Fatura Numarası. Nominal, her bir işleme özel atanmış 6 haneli sayı. C ile başlayanlar iptal edilmiş işlemleri göstermektedir.
- StockCode: Ürün kodu. Nominal, her bir ürüne özel atanmış 5 haneli sayı.
- Description: Ürün adı. Nominal.
- Quantity: İşlem başına ürün adedi. Numerik.
- InvoiceDate: Fatura tarih ve saati. Numerik. Her bir işlemin gerçekleştiği gün ve zaman.
- UnitPrice: Birim fiyatı. Numerik. Sterlin bazında ürün fiyatı.
- CustomerID: Müşteri sayısı. Nominal, her bir müşteriye özel atanmış 5 haneli sayı.
- Country: Ülke adı. Nominal, her bir müşterinin bulunduğu ülke.

Ön İşleme:

- İptal edilen 9,290 adet işlem (c ile başlayanlar) veri setinden temizlenmiştir.

5.3 Knime'da Ortaklık (Association) Kurallarının Oluşturulması ve Yorumlanması

Bir öneri sistemi oluşturmanın merkezi kısmı, geleneksel veya Borgelt uygulamasında Apriori algoritmasını uygulayan Ortaklık Kuralı Öğrenen düğümüdür. Borgelt uygulaması, geleneksel algoritmayla karşılaştırıldığında birkaç

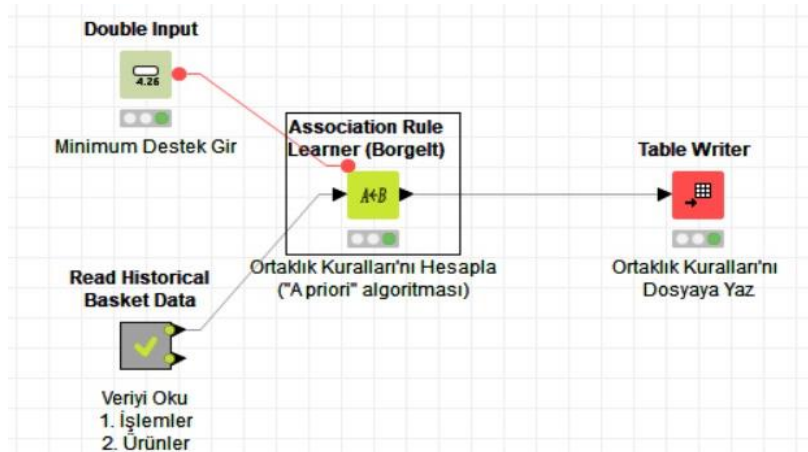
performans geliřtirmesi sunmaktadır. Bununla birlikte, çıktı iliřkilendirme kuralı kümesi aynı kalır (Knime.com).

Adım Adım Ortaklık Kuralları'nı Oluřturma:

1. İşlem verisini algoritmaya uygun formatta işle
2. Apriori Algoritması'nı kullanarak Ortaklık Kuralları'nı oluřtur:
 - En düşük küme büyüklüğü = 1
 - En düşük kural güveni = %40
 - En düşük destek = %2,5
3. Ortaklık kurallarını bir dosyaya yaz

Her iki Ortaklık Kuralı Öğrenen düğümü, Şekil 5.1'de de gösterildiğı üzere, bir ürün kimliğinin koleksiyonunda çalışır. Bir koleksiyon, veri hücrelerini bir araya getiren belirli bir veri hücresi türüdür. Diğer veri hücrelerinde bir toplama veri hücresi üretmenin birçok yolu vardır: örnekte Hücresel Bölücü düğümü kullanılacaktır. Hücresel Bölücü düğüm dizeleri, sınırlayıcı karakterine göre daha küçük alt dizelere böler. Çıktı, birden fazla form alabilir. Bunlardan bir tanesi bir koleksiyon sütunudur ("küme olarak (kopyaları kaldırın)" seçeneğı). Örnekte, orijinal işlem dizesi, boşluk ile birçok ürün kimliği alt dizesine bölünmüş ve tüm ürün kimlikleri bir toplama sütununa alınmıştır.

Geçmişteki alışveriş sepeti örneklerine sahip bir veri setinde çalıştıktan sonra, Birleřtirme Kuralı Öğrenen düğümünde birtakım kurallar üretilir. Her kural öncül ve son olarak bir ürün kimliği koleksiyonuna ve destek, güven ve kaldırma gibi birkaç kalite ölçümüne sahiptir.



Şekil 5.1: Knime'da Ortaklık Kuralları'nın Oluřturulması (Konsol Görüntüsü).

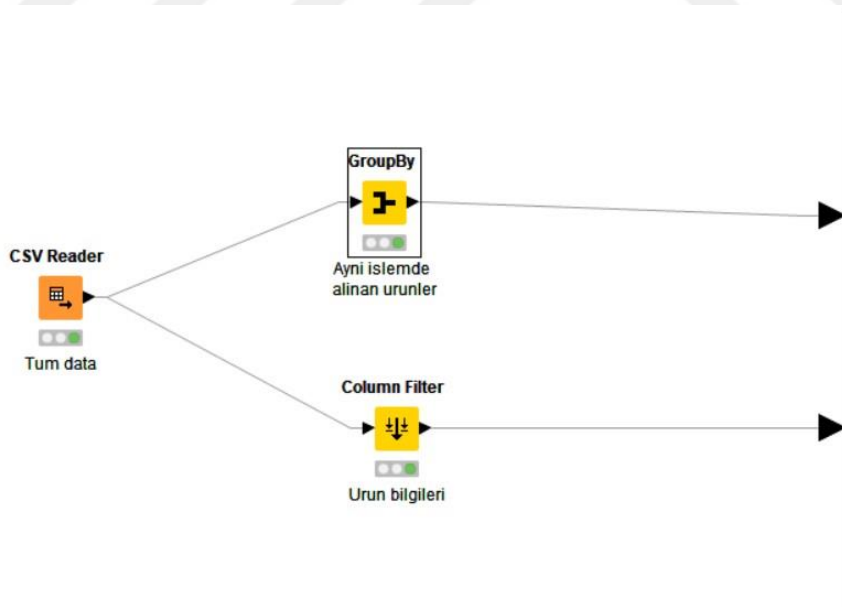
Borgelt'in Apriori algoritmasının uygulanmasında, her kural için üç destek önlemi mevcuttur. A öncül ve C sonuç ise:

- Gövde Küme Desteği = destek (A) = öge sayısı / A içeren işlem sayısı
- Baş Küme Desteği = destek (C) = öge sayısı / C içeren işlem sayısı
- Öge Küme Desteği = destek (A U C) = öge sayısı / Öncül ve sonuç içeren işlem sayısı

Öge Kümesi Desteği, öncül A'nın ve sonuç C'nin, tüm veri kümesindeki öge setinde ne sıklıkta bir araya geldiğini bize bildirir. Bununla birlikte, aynı öncül bir takım farklı sonuçlar doğurabilir. Dolayısıyla, öncül A'nın sonuçta ortaya çıkan C'yi muhtemel sonuçları arasında ne sıklıkta ürettiği bir başka kural kalitesi ölçütüdür.

Bu ilişki kuralları kümesine dayanarak, bir müşteri un, şeker ve kabartma tozu (öncül) satın aldığı anda, yumurta (sonuç olarak) alır; bu ifadeye kuralla gelen güven yüzdesi oranında güvenebiliriz.

Bu çalışmada, tüm işlem verisini içeren dosya, algoritmanın çalışabilmesi için iki farklı düğüm ile uygun formata getirilmiştir (Şekil 5.2). Kullanılan düğümler; GroupBy ve Column Filter'dır.



Şekil 5.2: Veri Setinin Uygun Formata Getirilmesi İçin Knime’da Kullanılan düğümler.

GroupBy ile her satırda yer alan işlem bilgileri, Fatura Numarası bazında toplanmış ve Çizelge 5.1’de gösterildiği şekilde yazı formatında listelenmiştir.

Çizelge 5.1: İşlemler veri seti örneği.

Fatura No	Liste (Açıklama)
536365	[Mumluk – Beyaz Kalp, Fener – Beyaz Metal, Askı - Krem Kalpli,...]
536366	[El ısıtıcısı – Jack, El ısıtıcısı – Kırmızı Puantiyeli,...]
536367	[Renkli Kuş Süsü, Poppy’nin Oyuncak Evi – Yatak Odası, Poppy’nin Oyuncak Evi – Mutfak,...]
536368	[Kavanozlu Reçel Seti, Askılık-Kırmızı, Askılık – Sarı,...]
536369	[Harfler - Banyo]
536370	[Çalar Saat – Pembe, Çalar Saat – Kırmızı, Çalar Saat – Yeşil,...]
536371	[Kağıt Süs – 50’ler Yılbaşı]
536372	[El ısıtıcısı – Kırmızı Puantiyeli, El ısıtıcısı – Jack,...]
536373	[Mumluk – Beyaz Kalp, Fener – Beyaz Metal, Askı - Krem Kalpli,...]
536374	[Viktorya Dikiş Seti – Büyük]

ColumnFilter ile işlem bilgileri, Stok Kodu, Açıklama (Ürün Adı) ve Fiyatı olarak düzenlenmiş ve Çizelge 5.2’de gösterildiği şekilde listelenmiştir.

Çizelge 5.2: Ürün bilgileri veri seti örneği.

	Stok Kodu	Açıklama	Fiyat (£)
1	85123A	Mumluk – Beyaz Kalp	2.55
2	71053	Fener – Beyaz Metal	3.39
3	844068	Askı – Krem Kalpli	2.75
4	84969	Kutulu 6’lı Çay Kaşığı	4.25
5	48187	Paspas – New England	7.95
6	22960	Kavanozlu Reçel Seti	4.25
7	21883	Hediye Bandı - Yıldız	0.65
8	21035	2’li Havlu Seti - Kırmızı	2.95
9	22631	Yemek Kutusu - Sirk	1.95
10	22749	Prences Chorlette Oyuncak	3.75

Böylece Ortaklık Kuralları, Knime platformunda hesaplanmıştır. En düşük %60 Güven Yüzdesi ile çalıştırılan düğümde oluşturulan Ortaklık Kuralları Çizelge 5.3’te listelenmiştir. Çıktı olan kural setinde, web kargo’nun ürün şeklinde ücretlendirildiği görülmektedir. Web kargo içeriği kural setinden çıkarılmıştır. Ayrıca, Regency fincan ve soslukların farklı renkleri arasındaki ilişkiden dolayı firmanın Pazarlama Grubu ve Yönetimi tarafından farklı renkleri içeren fincan seti tasarlanabileceği ve çapraz

satış fırsatı yaratılabileceği görülmektedir. Ayrıca müşterilere farklı renklerdeki büyük çantalar için de ürün setleri tasarlanabilir ve ürün önerileri yapılabilir.

Çizelge 5.3 : Mevcut veri seti ile oluşturulan Ortaklık Kuralları (En yüksek güven yüzdesinden, en düşük güven yüzdesine doğru sıralanmıştır.).

	Öncül	Sonuç	Güven (%)
1	Pembe Regency Fincan ve Sosluk	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	80.4
2	Pembe Regency Fincan ve Sosluk	Güllü Regency Fincan ve Sosluk	76.7
3	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	Güllü Regency Fincan ve Sosluk	74.2
4	Yastık - Bir Fincan Çay	Yastık – Sakin Kal	71.8
5	Güllü Regency Fincan ve Sosluk	Pembe Regency Fincan ve Sosluk	70
6	Güllü Regency Fincan ve Sosluk	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	70
7	Charlotte Çanta – Pembe Puantiye	Charlotte Çanta – Kırmızı	69.2
8	Web Kargo	Büyük Çanta - Kırmızı	68.4
9	Büyük Çanta - Pembe Puantiye	Büyük Çanta - Kırmızı	67.7
10	Büyük Çanta – İskandinav Mavi	Büyük Çanta - Kırmızı	67.5
11	Charlotte Çanta – Çilek	Charlotte Çanta – Kırmızı	66.8
12	Kağıt Süs Kit – Yılbaşı	Kağıt Süs Kit – 50’ler Yılbaşı	66.7
13	Mumluk – Kırmızı Kalp	Mumluk – Beyaz Kalp	66.3
14	Büyük Çanta - Çilek	Büyük Çanta - Kırmızı	65
15	Çalar Saat - Yeşil	Çalar Saat - Kırmızı	64.5
16	Yemek Kutusu – Dolly Kız	Yemek Kutusu – Uzay	62.6
17	Büyük Çanta – Barok Siyah Beyaz	Büyük Çanta - Kırmızı	62.6
18	Büyük Çanta – Uzay	Büyük Çanta - Kırmızı	62.4
19	Büyük Çanta - Orman	Büyük Çanta - Kırmızı	61.7
20	Büyük Saklama Çantası - Suki	Büyük Çanta - Kırmızı	61
21	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	Pembe Regency Fincan ve Sosluk	60.9
22	Charlotte Çanta – Orman	Charlotte Çanta – Kırmızı	60.1

Çalışmanın ikinci kısmında daha segment odaklı Ortaklık Kuralları üreterek Ortaklık Kuralları’nın segment bazlı doğruluğunun geliştirilmesi amacıyla veri setine Excel’de oluşturulan tablo ile RFM analizi uygulanmıştır. Çizelge 5.4’te Müşteri Kodu bazında hesaplanan tüm segmentler görülmektedir.

Öncelikle Güncellik, Frekans ve Tutar puanları aynı ağırlık ile hesaplanmış ve W1 segmenti olarak işaretlenmiştir. W1 segmentinde RFM değerlerine göre 9 alt segment bulunmaktadır. W2’de ise Güncellik puanı 2 katsayısı ile çarpılmış, Frekans ve Tutar

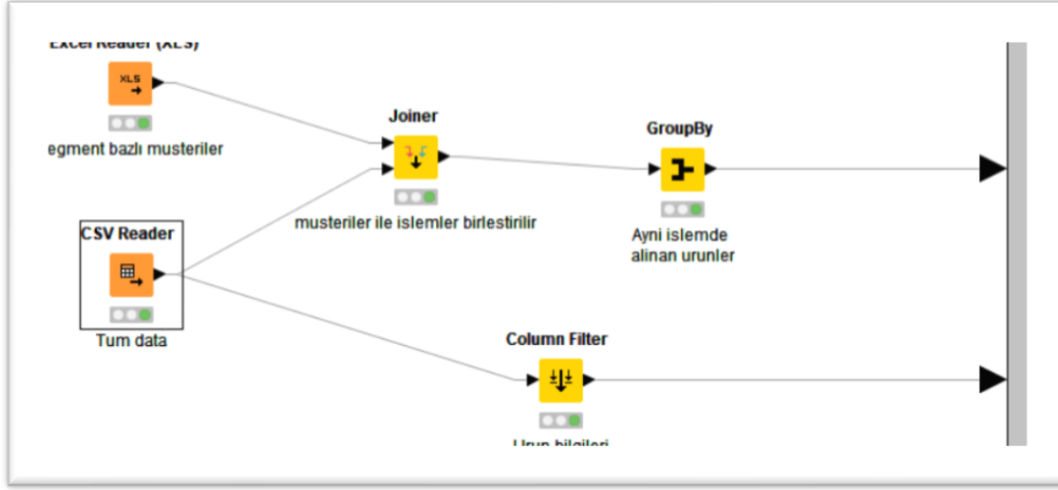
puanları 0.5 katsayısı ile çarpılarak 9 alt segment oluşturulmuştur. W3 ve W4 segmentleri de benzer şekilde Frekans ve Tutar puanlarına daha yüksek katsayı vererek hesaplanmıştır. Firmada işlem yapan 4,327 adet müşteri W1, W2, W3 ve W4 olmak üzere 4 ana segmentte toplanmış, ardından 3 ile 12 arasında değişen RFM puanlarına göre alt segmentlere ayrılmıştır. 3'ün en düşük puan olmasının nedeni her bir R, F ve M değerinin en düşük 1 olmasından ve toplamının 3 olmasından kaynaklanmaktadır. En yüksek değer ise her bir değişkenin en yüksek 4 değerini almasından ve toplamının 12 olmasından kaynaklanmaktadır.

Knime'in ücretsiz, açık kaynak ve herkes tarafından kolayca kurulup kullanılabilecek bir veri analizi platformu olması avantajlarının yanı sıra eksiklikleri de bulunmaktadır. Bunlardan biri RFM hesaplamasını otomatik yapabilecek bir düğüm sunmamasıdır. 541.910 adet işlemi verisini içeren set Excel dosyasında Pivot fonksiyonu ile işlenebilmiş ve analize uygun formata getirilebilmiştir. Daha büyük veri setleri bu şekilde işlenemeyeceğinden, RFM analiz fonksiyonu bulunan IBM SPSS Modeller gibi bir platformun kullanılması önerilmektedir.

Çizelge 5.4: RFM hesaplama tablosu örneği.

Müşteri Kodu	Güncellik	Frekans	Tutar (£)	W1	W2	W3	W4
				R 1, F 1, M 1	R 2, F 0.5, M 0.5	R 0.5, F 2, M 0.5	R 0.5, F 0.5, M 2
18287	3	2	4	9	9	8	11
18283	4	1	4	9	11	6	11
18282	4	1	4	9	11	6	11
18281	1	3	2	6	5	8	6
18280	1	2	3	6	5	6	8
18278	2	1	4	7	7	5	10
18277	3	2	2	7	8	7	7
18276	3	1	4	8	9	6	10
18273	4	1	4	9	11	6	11
18272	4	3	4	11	12	10	12
18270	3	4	2	9	9	11	8
18269	1	1	4	6	5	5	9
18268	2	1	1	4	5	4	4
18265	2	3	4	9	8	9	11

Excel'de her bir alt segment için (36 alt segment için) Ortaklık Kuralları ayrı ayrı hesaplanmıştır. Segment bazında oluşturulan excel dosyaları algoritmanın çalışabilmesi için farklı düğümlerle platforma alınmış ve uygun formata getirilmiştir (Şekil 5.3). Kullanılan düğümler; Joiner, GroupBy ve Column Filter'dır.



Şekil 5.3 : Segmentlere Göre Ortaklık Kuralları Oluşturulması İçin Veri Setinin Uygun Formata Getirilmesi.

En düşük %50 Güven Yüzdesi ile çalıştırılan düğümde 36 alt segment için oluşturulan Ortaklık Kural adedi Çizelge 5.5'te listelenmiştir. Çizelgede düşük segmentlerde yer alan W1-5 segmentinde ve W3-4 segmentlerinde 10,000 adedin üzerinde çok yüksek, analiz için anlamı olmayan ve göz ardı edilecek değerler bulunmuştur. Benzer şekilde, her bir ana segmentin en düşük alt segmenti olan 3 segmentinde yer alan 5 adet müşteri için hesaplanan 468 adet Ortaklık Kuralı göz ardı edilecektir.

Firmanın segment bazlı kural adetleri incelendiğinde kendisi ve sektörü için değerli müşteri segmentlerine odaklanarak daha müşteri odaklı ve kaynak kullanımı etkili Pazarlama kampanyaları yaparak daha başarılı sonuçlara ulaşacağı düşünülmektedir.

Çizelge 5.5: Segment bazlı Ortaklık Kuralları adedi. (En düşük destek %4, Güven %50)

	W1	W2	W3	W4
RFM Değeri	R 1, F 1, M 1	R 2, F 0.5, M 0.5	R 0.5, F 2, M 0.5	R 0.5, F 0.5, M 2
3	468	468	468	468
4	35	0	10,426	0
5	10,728	10	10	47
6	16	31	35	14
7	10	15	13	4
8	22	24	47	3
9	47	41	24	8
10	17	55	19	19
11	63	26	6	43
12	22	8	47	34

RFM analizinin Ortaklık Kuralları performansını pozitif olarak etkilediği yapılan çalışmalar ile ortaya çıkmıştır (Sarvari P. A., Ustundag A. 2016) bu yüzden yapılan çalışma ile kitlesel pazarlama çalışmaları yerine segment odaklı pazarlama faaliyetlerine odaklanılması tavsiye edilmektedir.

Firmanın müşteri segmentlerini daha net görebilmesi ve bütçe çalışmalarını ona göre şekillendirmesi için Çizelge 5.6’da segment bazlı müşteri adetleri listelenmiştir.

Çizelge 5.6: Segment bazlı müşteri adedi.

	W1	W2	W3	W4
RFM Değeri	R 1, F 1, M 1	R 2, F 0.5, M 0.5	R 0.5, F 2, M 0.5	R 0.5, F 0.5, M 2
3	5	5	5	5
4	13	61	56	11
5	58	760	777	60
6	535	156	1,336	70
7	664	568	364	141
8	1,285	218	573	179
9	907	1,419	267	568
10	488	461	461	1,704
11	280	479	212	1,229
12	92	200	276	360
	4,327	4,327	4,327	4,327

Firmanın söz konusu verileri nasıl kullanabileceğine bir örnek olması açısından frekansı yüksek, RFM değeri 6 olan segmentteki 1,336 adet müşteri için Ortaklık Kuralları’nı hesaplırsak Çizelge 5.7’deki şekilde listelendiğini görürüz.

Çizelge 5.7: W3 segmentinde RFM değeri 6 olan müşteriler için hesaplanan Ortaklık Kuralları (En yüksek güven yüzdesinden, en düşük güven yüzdesine doğru sıralanmıştır.).

	Öncül	Sonuç	Güven (%)
1	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	Güllü Regency Fincan ve Sosluk	77
2	Yastık - Bir Fincan Çay	Yastık – Sakin Kal	76
3	Yılbaşı Süsü - İskandinav Tahta Kalp	Yılbaşı Süsü - İskandinav Tahta Yıldız	74,9
4	Yemek Kutusu – Dolly Kız	Yemek Kutusu – Uzay	74
5	Çalar Saat - Yeşil	Çalar Saat - Kırmızı	68,3
6	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	Pembe Regency Fincan ve Sosluk	65,8
7	Güllü Regency Fincan ve Sosluk	Yeşil Regency Fincan ve Sosluk	64,7
8	Çalar Saat - Pembe	Çalar Saat - Kırmızı	64,5
9	Mumluk - Kırmızı	Mumluk - Beyaz	63,3
10	Yastık – Sakin Kal	Yastık - Bir Fincan Çay	63,3
11	Charlotte Çanta – Pembe Puantiye	Charlotte Çanta – Kırmızı	63,1
12	Kağıt Süs - Yılbaşı	Kağıt Süs – 50’ler Yılbaşı	62,4
13	Çalar Saat - Kırmızı	Çalar Saat - Yeşil	62,3

Firmanın Pazarlama-Satış Grubu ve Yönetimi tarafından farklı renkleri içeren Regency fincan seti tasarlanabileceği ve çapraz satış fırsatı yaratılabileceği görülmektedir. Ayrıca müşterilere farklı renklerdeki büyük çantalar için de ürün setleri tasarlanabilir ve ürün önerileri yapılabilir.

Birbiriyle ilişkili Yastık, Yemek Kutusu, Mumluk, Çalar Saat ve Kağıt Süs gibi ürünlerden setler, promosyonlu paketler ya da benzer yeni ürünler oluşturularak müşterilere önerilebilir ve böylece çapraz satış ve yeni ürün satışı ile firmaya toplam gelir artışı sağlanabilir. Ayrıca ilişkili ürünlerin stok kontrolü ve yönetimi de daha dikkatli bir şekilde yapılarak firmanın verimliliği artırılabilir.



6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Firmalar, Müşteri İlişkileri Yönetimi çalışmaları ile müşterilerini daha iyi tanımak, istek ve ihtiyaçlarını daha iyi anlamak için sürekli farklı yöntemler uygulamaktadırlar. Müşterileri daha iyi anlamanın ve rekabet avantajı sağlamalarının yolları, geçmiş müşteri işlemleri ve davranışlarını inceleyerek, anlamlı sonuçlar çıkarabilmekten geçer.

Çalışmanın başında farklı kaynakların müşterilere farklı olarak tahsis edilmesini temel alan Müşteri Değer Yönetimi incelenmiştir. Farklı kaynak aktarımının temeli, müşterinin firma için ekonomik değeridir. Bundan dolayı, bir firma müşteri yönetimine geçmeden önce her bir müşterinin firmaya ne kadar değer kattığı hesaplanmalıdır. Bunun için kullanılan yöntemlerin bazıları basit hesaplamaları temel alır, bazıları ise matematiksel teknikleri gerektirir. Çalışmada pazar payı, satış büyümesi gibi metriklerin yanı sıra cüzdan büyüklüğü, müşteri yaşam boyu değeri, RFM metodu gibi metrikler örneklerle incelenmiştir.

Daha sonra Müşteri Değer Yönetiminin en önemli hedeflerinden biri olan, mevcut müşterileri değerlerine göre profilleyip, bu veriler doğrultusunda benzer müşteriler bularak elde etmek amacıyla yapılan Pazarlama Kampanya'larının nasıl yapılması gerektiği adım adım irdelenmiştir.

Kampanya Yönetimi ardından, firmaların müşterileri ve satın alma davranışlarını daha iyi anlamasını sağlayarak, birbiriyle ilişkili ürünleri keşfetmesine, birbiriyle ilişkili ürünlere dayalı müşteri yanıtının olasılığını tahmin etmesine ve pazarlama ve satış işlemlerini optimize etmesine olanak tanıyan Öneri Sistemleri incelenmiştir. Söz konusu pazarlama ve satış işlemleri arasında;

- İlişkili ürünlerden satın almayan müşterilere ürün önerisi yapmak ya da indirimli set halinde ilişkili ürünleri sunarak satış hacmi artırmak,
- Önerilen ürünleri yüksek doğruluk oranıyla yaparak müşteri memnuniyeti sağlamak,

- Perakende mağaza yöneticisinin ilişkili ürünler bazında stok kontrolü yapmasını sağlamak,
- Mağaza ürün yerleşiminde ilişkili ürünler göz önünde bulundurularak tasarım yapmak vb. sayılabilir.

Bu amaçla çalışmada, UCI Machine Learning Repository'den alınan, İngiltere merkezli bir e-ticaret şirketinin 01/12/2010 ve 09/12/2011 tarihleri arasında gerçekleşen, 541.910 adet işlemi içeren veri seti ile Knime Platform'unda Ortaklık Kuralları oluşturulmuştur.

Ortaklık Kuralları incelendiğinde, firmanın Pazarlama-Satış Grubu ve Yönetimi tarafından farklı renkleri içeren Regency fincan seti tasarlanabileceği ve çapraz satış fırsatı yaratılabileceği görülmektedir. Ayrıca müşterilere farklı renklerdeki büyük çantalar için de ürün setleri tasarlanabilir ve ürün önerileri yapılabilir.

Birbiriyle ilişkili Yastık, Yemek Kutusu, Mumluk, Çalar Saat ve Kağıt Süs gibi ürünlerden setler, promosyonlu paketler ya da benzer yeni ürünler oluşturularak müşterilere önerilebilir ve böylece çapraz satış ve yeni ürün satışı ile firmaya toplam gelir artışı sağlanabilir.

Çalışmanın ikinci kısmında söz konusu veri setine, gelecek müşteri davranışlarını daha iyi tahmin etmek ve hedef müşterileri daha iyi belirlemek için Excel'de RFM analizi yapılmıştır. Müşteriler 4 ana ve 9 alt segment olmak üzere incelenmiştir. Knime'ın ücretsiz, açık kaynak ve herkes tarafından kolayca kurulup kullanılabilecek bir veri analizi platformu olması avantajlarının yanı sıra eksiklikleri de bulunmaktadır. Bunlardan biri RFM hesaplamasını otomatik yapabilecek bir düğüm sunmamasıdır. 541.910 adet işlemi verisini içeren set Excel dosyasında Pivot fonksiyonu ile işlenebilmiş ve analize uygun formata getirilebilmiştir. Daha büyük veri setleri bu şekilde işlenemeyeceğinden, RFM analiz fonksiyonu bulunan IBM SPSS Modeller gibi bir platformun kullanılması önerilmektedir.

Firmanın segment bazlı kural adetleri incelendiğinde kendisi ve sektörü için değerli müşteri segmentlerine odaklanarak daha müşteri odaklı ve kaynak kullanımı etkili Pazarlama kampanyaları yaparak daha başarılı sonuçlara ulaşacağı düşünülmektedir.

Veri seti kullanılan e-ticaret firmasının söz konusu verileri nasıl kullanabileceğine bir örnek olması açısından frekansı yüksek, RFM değeri 6 olan segmentteki 1,336 adet müşteri için Ortaklık Kuralları hesaplanmıştır. Firmanın Pazarlama-Satış Grubu ve

Yönetimi tarafından farklı renkleri içeren Regency fincan seti tasarlanabileceği ve çapraz satış fırsatı yaratılabileceği görülmektedir. Ayrıca müşterilere farklı renklerdeki büyük çantalar için de ürün setleri tasarlanabilir ve ürün önerileri yapılabilir.

Birbiriyle ilişkili Yastık, Yemek Kutusu, Mumluk, Çalar Saat ve Kağıt Süs gibi ürünlerden setler, promosyonlu paketler ya da benzer yeni ürünler oluşturularak müşterilere önerilebilir ve böylece çapraz satış ve yeni ürün satışı ile firmaya toplam gelir artışı sağlanabilir. Ayrıca ilişkili ürünlerin stok kontrolü ve yönetimi de daha dikkatli bir şekilde yapılarak firmanın verimliliği artırılabilir.

Daha doğru sonuçlara ulaşabilmek için, müşterilerin demografik bilgilerinin de eklenerek Ortaklık Kuralları oluşturulması tavsiye edilmektedir. Böylece Pazarlama yöneticileri, daha doğru ve daha güçlü kurallar kullanarak, doğru müşteri segmentlerine dayalı olarak daha hedefli ve etkili kampanyalar hazırlayabilir.



KAYNAKLAR

- Adamopoulos, P. & Tuzhilin, A.** (2011). On unexpectedness in recommender systems: or how to expect the unexpected, *Proceedings of the 1st International Workshop on Novelty and Diversity in Recommender Systems (DiveRS 2011)*, at the 5th ACM International Conference on Recommender Systems (RecSys' 11), Chicago, Illinois, USA: ACM, pp. 11–18.
- Akcaşol M., Utku A. & Aydoğın E.** (2018). A Weighted Multi-Attribute-Based Recommender System Using Extended User Behavior Analysis. *Electronic Commerce Research and Applications*, Issue: 28. pp.86-93.
- Birant D.** (2011). Data Mining Using RFM Analysis, Knowledge-Oriented Applications in Data Mining, Prof. Kimito Funatsu (Ed.), ISBN: 978-953-307-154-1, *InTech*. Erişim: 12 Mart, 2018: <http://www.intechopen.com/books/knowledge-oriented-applications-in-data-mining/data-mining-using-rfmanalysis>.
- Balakrishnan E., Cheng C. & Wong K.** (2017). Product recommendation algorithms in the age of omnichannel retailing – An intuitive clustering approach. *Computers and Industrial Engineering*, <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.12.005>.
- Burke R.** (2000). Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia of Library and Information Science*, vol. 69, no. 32, pp. 175–186.
- Claypool M., Miranda T. & Gokhale A.** (1999). Combining content based and collaborative filters in an online newspaper. *Proceedings of Recommender Systems Workshop ACM Sigir, ACM Press, New York*, pp. 40–48.
- DeBonis, J. N. & Peterson, R. S.** (1997). The AMA handbook for managing business to business marketing communications. Chicago/Lincolnwood: NTC Business/American Marketing Association.
- Hafner, K.** (2006) *And if You Liked the Movie, a Netflix Contest May Reward You Handsomely*. Erişim 5 Mart, 2018 from <https://www.nytimes.com/2006/10/02/technology/02netflix.html>
- Internet Stats and Facebook Usage in Europe June 2017 Statistics** (2017). Erişim: 21 Ekim, 2017, <https://www.internetworldstats.com/stats4.htm#europe>.
- Kembellec G., Chartron G. & Saleh I.** (2014). *Recommender Systems*. (p.11). London: Wiley.

- Kumar R. & Kalia A.** (2013). A Comparative Study of Association Rule Algorithms for Investment in Related Sector of Stock Market. *International Journal of Computer Applications*, Vol.62 Issue: 10.
- Kumar V. & Reinhartz W.** (2012). *Customer Relationship Management: Concept, Strategy and Tools* (2nd ed., p.35). Heidelberg: Springer.
- Lazcorreta E., Botella F. & Fernandez-Caballero A.** (2008). Towards personalized recommendation by two-step modified Apriori data mining algorithm. *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, pp 1422–1429. doi:10.1016/j.eswa.2007.08.048.
- Mangalindan, JP.** (2012). Amazon's Recommendation Secret. *Fortune*. Erişim 5 Mart 2017: <http://fortune.com/2012/07/30/amazons-recommendation-secret/>
- Market Basket Analysis and Recommendation Engines.** Erişim 8 Mart, 2001, from <https://www.knime.com/knime-applications/market-basket-analysis-and-recommendation-engines>
- Online Retail Data Set** (2012). Erişim 2 Nisan 2018, <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/online+retail>.
- Rana C. & Kumar Jain S.** (2014). An Evolutionary Clustering Algorithm Based On Temporal Features For Dynamic Recommender Systems. *Swarm and Evolutionary Computation*, Issue: 21. pp.21-30.
- Ricci, F., Rokach L. & Shapira B.** (2015) *Recommender Systems Handbook*, (p.1). New York: Springer.
- Sarvari P. A., Ustundag A. & Takci H.** (2016). Performance evaluation of different customer segmentation approaches based on RFM and demographics analysis. *Kybernetes*, Vol.45 Issue: 7, pp.1129-1157.

ÖZGEÇMİŞ



Ad-Soyad : Özge ELMAS
Doğum Tarihi ve Yeri : 10.01.1979, Sakarya
E-posta : ozge.88@gmail.com

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2001, Doğuş Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliğı

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- Nisan 2002 - Şubat 2006 yılları arasında Akbank Genel Müdürlüğü Küçük İşletmeler Grubu'nda Pazarlama Uzmanı olarak çalıştı.
- Şubat 2006 - Eylül 2011 yılları arasında Turkcell Genel Müdürlüğü Alternatif Satış Kanalları Grubu'nda Kıdemli Uzman olarak çalıştı.