

T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
SAYISAL YÖNTEMLER ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**TIKLAMA BAŞINA ÜCRET MODELİNE SAHİP
BİR E-TİCARET SİTESİNİN KULLANICI
ETKİLEŞİMLERİNİN İNCELENMESİ**

Berke AKKAYA

2501180756

TEZ DANIŞMANI

Prof. Dr. Seda TOLUN TAYALI

İSTANBUL – 2021

ÖZ

TIKLAMA BAŞINA ÜCRET MODELİNE SAHİP BİR E-TİCARET SİTESİNİN KULLANICI ETKİLEŞİMLERİNİN İNCELENMESİ

BERKE AKKAYA

Son yıllarda e-ticaret sitelerinin çoğu, yatırımlarını kullanıcı odaklı politikalar üzerine yapmaktadır. Rekabetin yoğun olduğu bu dijital çağda, kullanıcı temasının gerçekleştiği her noktanın güçlendirilmesi, geliştirilmesi gerekmektedir. Kullanıcı odaklı politikalara yatırım yapılırken göz ardı edilen sorunlardan biri de e-ticaret sitelerinin birlikte çalıştığı iş ortaklarına uyguladığı politikalar. E-ticaret siteleri, bu dinamik süreç içerisinde kendi devamlılıklarını sağlarken bir yandan da iş ortaklarının taleplerini karşılamak, ihtiyaçlarına cevap vermek durumundadır.

Tez çalışmasında ele alınan e-ticaret sitesi, çevrimiçi seyahat acenteleri, butik oteller ve otel zincirleri ile ortak çalışmakta olup, bu ortaklar tarafından sunulan konaklama yeri tekliflerine yönelik bir arama ve fiyat karşılaştırma sitesidir. Bu e-ticaret sitesi ortakların sitede yer alması ve kullanıcıların bu ortaklar ile etkileşime geçmesiyle kazanç elde etmektedir. Ortaklar için izlenen bu politika, tıklama başına ücret modeli olarak adlandırılan bir iş modelidir. Bu modelde, sadece reklamın gösterilmesine ödenen yüksek ücretler yerine tıklama ve sayfaya giriş yapılması vasıtasıyla gerçekleşen tıklama başına yapılan ödeme söz konusudur.

Bu kapsamda çalışmada ele alınan e-ticaret sitesi kullanıcılarının çeşitli bilgileriyle site içerisinde yer alan ortaklar ile bulunduğu etkileşimleri içeren bir veri seti incelenmiştir. Bu veri seti üzerinde, tanımlayıcı ve tahminleyici veri analitiği teknikleri uygulanarak e-ticaret sitesinin iş modeline uygun bir öneri sunulması amaçlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: (Kullanıcı Etkileşimi, E-Ticaret, Tıklama Başına Ücret Modeli)

ABSTRACT

ANALYZING USER INTERACTIONS OF AN E-COMMERCE WEBSITE WITH A PAY-PER-CLICK MODEL

BERKE AKKAYA

In recent years, most of the e-commerce providers have been investing on user-centered policies. In this highly competitive digital age, every point where user contact takes place needs to be strengthened and developed. One of the problems ignored when investing in user-centered policies is the policies that e-commerce sites apply to their partners. While e-commerce providers provide their own continuity in this dynamic process, they must also satisfy the demands of their business partners and respond to their needs.

The e-commerce site addressed in this thesis cooperates with online travel agencies, boutique hotels and hotel chains. It is a search and price comparison site for accommodation offers by these business partners. This e-commerce site earns money when the partners are on the site and users interact with them. This policy for partners is a business model called a pay per click model. In this model, there is a pay per click that occurs by clicking and entering the page instead of the high fees paid for just showing the ad.

In this study, a wide data set is used that includes various information of e-commerce site users as well as their interactions with business partners. This study aims to provide a proposal for the e-commerce site's business model by applying descriptive and predictive data analysis techniques.

Keywords: (User Interaction, E-Commerce, Pay per Click Model)

ÖNSÖZ

Bana güvenip her zaman destek olan danışman hocam Prof. Dr. Seda Tolun Tayalı'ya,
Benden desteğini hiçbir zaman esirgemeyen hocam Prof. Dr. Umman Tuğba Gürsoy'a,
Bu tez çalışmasına farklı açılardan bakmamı sağlayan hocam Doç. Dr. Özgür Çakır'a,
Öğrenimim süresince bana destek olan değerli aileme ve arkadaşlarıma teşekkürlerimi
sunarım.

BERKE AKKAYA

İSTANBUL, 2021

İÇİNDEKİLER

ÖZ.....	ii
ABSTRACT	iii
ÖNSÖZ.....	iv
TABLolar LİSTESİ.....	viii
GRAFİKLER LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xi
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM E-TİCARET

1.1. E-Ticaret'in Tanımı ve Özellikleri.....	2
1.2. E-Ticaret'in Araçları	5
1.2.1. Geleneksel E-Ticaret Araçları	5
1.2.2. Modern E-Ticaret Araçları	7
1.3. E-Ticarete Elektronik Ödeme Sistemleri.....	11
1.4. E-Ticaretin Tarihsel Gelişimi	13
1.5. E-Ticaretin Türleri	16
1.5.1. Taraflarına Göre E-Ticaret'in Türleri	16
1.5.2. Kullanılan Teknolojiye Göre E-Ticaret'in Türleri	17
1.5.3. İş Biçimlerine Göre E-Ticaret'in Türleri.....	18
1.6. E-Ticaret'in Uygulama Alanları	18
1.7. E-Ticaret'te Kullanılan Kavram ve Terimler.....	19

İKİNCİ BÖLÜM KULLANICI ETKİLEŞİMİ

2.1. Kullanıcı Deneyiminin Tanımı ve Önemi.....	21
2.2. Kullanıcı Arayüzü Tanımı ve Tasarımı	21
2.3. Kullanıcı Arayüzü Türleri.....	23
2.4. Kullanıcı Arayüzünün E-Ticaret ile İlişkisi	24

2.5. Kullanıcı Etkileşiminin Tanımı ve Tasarımı.....	24
2.5.1. Kullanıcı Etkileşimi Tasarımının Boyutları.....	25
2.6. Kullanıcı Etkileşimi Türleri	26
2.7. E-Ticaret ve Kullanıcı Etkileşimi İlişkisi	26
2.8. Kullanıcı Etkileşimi Temelli Ücret Modelleri	26

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

KULLANICI ETKİLEŞİMLERİNİN İNCELENMESİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

3.1. Kümeleme Analizi	29
3.1.1. K-Ortalamlar Yöntemi ile Kümeleme Analizi.....	32
3.1.2. K-Ortalamlar Yöntemi ile Yapılan Çalışmalar	34
3.2. Yeniden Örnekleme Yöntemleri	36
3.3. Sınıflandırma Analizi.....	39
3.3.1. Sınıflandırma Analizinde Değerlendirme Yöntemleri.....	45
3.3.1.1. Sınıflandırma Analizinde Çapraz Doğrulama	45
3.3.1.2. Sınıflandırma Analizinin Performans Ölçümü.....	45
3.3.2. Ekstrem Gradyan Arttırma Yöntemi ile Sınıflandırma Analizi.....	47
3.3.3. Ekstrem Gradyan Arttırma Yöntemi ile Yapılan Çalışmalar	49
3.4. Birliktelik Kuralları Analizi	51
3.4.1. Birliktelik Kuralları ile Yapılan Çalışmalar	53

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

4.1. Uygulamanın Kapsamı ve Amacı	55
4.2. Literatür Taraması.....	57
4.3. Veri Setinin Düzenlenmesi	63
4.3.1. Değişken Çıkarımları.....	64
4.3.2. Aykırı Değerlerin Tespiti ve Veri Setinden Çıkarılması	65
4.4. Tanımlayıcı İstatistikler	66

4.5. Kullanıcı Segmentlerinin K-Ortalamalar Yöntemi ile Belirlenmesi ve Bulgular.....	68
4.6. SMOTE Yönteminin Veri Setine Uygulanması	73
4.7. Kullanıcıların Tıklama Davranışlarının Ekstrem Gradyan Arttırma Yöntemi ile Tahmin Edilmesi ve Bulgular	73
4.8. Birlikte Gerçekleştirilen Kullanıcı Etkileşimlerinin APRIORI ile Keşfi ve Bulgular.....	76
SONUÇ.....	86
KAYNAKÇA	90



TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 3.1.: Kümeleme Analizinde Kullanılan Uzaklık Ölçüleri.....	30
Tablo 4.1.: 2019 ACM RecSys Challenge Çalışmalarının Yöntem-Değişken-Başarı Bağlamında Karşılaştırılması.....	57
Tablo 4.2.: ACM RecSys Challenge 2019 Orijinal Veri Seti.....	64
Tablo 4.3.: ACM RecSys Challenge 2019 Veri Setinin Düzenlenmiş Versiyonu....	64
Tablo 4.4.: Veri Setindeki Aykırı Değerlerin Tespitinde Kullanılan Eşik Değerler...	66
Tablo 4.5.: Değişkenlerin Merkezi Eğilim ve Dağılım Ölçüleri.....	66
Tablo 4.6.: K-Ortalamlar Yöntemi ile Kümeleme Analizi Sonuçları.....	70
Tablo 4.7.: Ekstrem Gradyan Arttırma Değerlendirme Ölçütleri.....	75
Tablo 4.8.: Ekstrem Gradyan Arttırma Yönteminin Karmaşıklık Matrisi.....	75
Tablo 4.9.: 1. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri.....	78
Tablo 4.10.: 2. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri.....	80
Tablo 4.11.: 3. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri.....	82
Tablo 4.12.: 4. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri.....	84

GRAFİKLER LİSTESİ

Grafik 1.1.: Masaüstü ve Mobil Cihazlardan İnternete Erişim Yüzdeleri.....	10
Grafik 4.1.: Veri Setindeki Değişkenlerin Dağılım Grafikleri.....	67
Grafik 4.2.: Dirsek (Elbow) Yöntemi ile Optimum Küme Sayısı.....	69
Grafik 4.3.: Kümelerin Tıklama Oranları.....	72
Grafik 4.4.: Veri Seti için Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması.....	74



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. SMOTE Yönteminin Adımları

Şekil 3.2. Sınıflandırma Analizinin Temel Çalışma Prensibi

Şekil 3.3. Boosting (Arttırma) Yönteminin Aşamaları

Şekil 3.4. Karmaşıklık Matrisi

KISALTMALAR LİSTESİ

2G	: 2 nd Generation Broadband Cellular Network Technology
3G	: 3 rd Generation Broadband Cellular Network Technology
4G	: 4 th Generation Broadband Cellular Network Technology
5G	: 5 th Generation Broadband Cellular Network Technology
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
API	: Application Programming Interface
ARPANET	: Advanced Research Projects Agency Network
ATM	: Automatic Teller Machine
BBC	: British Broadcasting Company
CERN	: The European Organization for Nuclear Research
EDI	: Electronic Data Interchange
EFT	: Elektronik Fon Transferi
E-Ticaret	: Elektronik Ticaret
GNN	: Global Network Navigator
GPRS	: Genel Paket Radyo Servisi
IMT-2000	: International Mobile Telecommunications-2000
MIT	: Massachusetts Institute of Technology
NCP	: Network Control Program
NFSNET	: National Science Foundation Network
POS	: Point of Sale
TCP/IP	: Transmission Control Protocol and the Internet Protocol
W3C	: World Wide Web Consortium
WAP	: Wireless Application Protocol
WWW	: World Wide Web

GİRİŞ

Ticaret, insanlığın varoluşundan beri, insan yaşamının önemli bir unsurudur. Eski çağlardan günümüze ihtiyaçların karşılanmasında ticaret önemli bir rol oynamıştır. İlk zamanlarda, takas yoluyla yapılan ticaret gün geçtikçe, insanoğlunun da kendini geliştirmesi ve değiştirmesiyle, çeşitli şekillere bürünmüştür. Paranın bulunması ticareti daha da geliştirmiş ve insanlığın ticarete bakış açısını sadece ihtiyaçların karşılanmasına yönelik olmaktan çıkarmıştır. Bu durum ise ticari rekabetin doğmasına sebep olmuştur. Günümüze gelindiğinde ise internetin ortaya çıkışı ticareti derinden etkilemiş ve değiştirmiştir. Bu etkileşim ve değişim, elektronik ticaret kavramını da ortaya çıkartmıştır. İçinde bulunduğumuz hızlı gelişen bilgi çağında, internet aracılığıyla hem birçok ihtiyaç karşılanmakta hem eskiye nazaran daha az enerji harcanmakta hem de tasarruf edilmektedir. Bu sayede birçok internet kullanıcısı, e-ticaretin bir parçası haline gelmiştir. Öyle ki 2019 yılında, e-ticaretin pazar büyüklüğü, dünya genelinde 3,5 trilyon dolara yaklaşmıştır. E-ticaretin pazar hacmi bu kadar büyükken, bu pazarda rekabet ise önemli bir unsur haline gelmiştir. E-ticarette rekabet unsurunun en önemli elemanıysa internete erişimi olan kullanıcılardır. Bu kullanıcıların, e-ticaret sitelerine giriş yapması, herhangi bir hizmet veya ürün satın alması ya da satın almaktan vazgeçmesi, herhangi bir ürün veya hizmetin satışını yapması, özetle kullanıcıların e-ticaret siteleriyle gerçekleştirdiği tüm etkileşimler, rekabet unsuru için önemli bir öngörü ve üstünlük sağlayabilme kaynağıdır. Bununla beraber, kullanıcı etkileşimleri e-ticaret sitelerinin maliyet ve ücret modellerinin temelini oluşturmaktadır. Bu çalışmada incelenecek olan e-ticaret sitesi, çevrimiçi seyahat acenteleri, butik oteller ve otel zincirleri ile ortak çalışmakta olup, ortakların bu sitede yer alması ve kullanıcıların bu ortaklar ile etkileşime geçmesiyle kazanç elde etmektedir. Bu kazanç sistemi, tıklama başına ücret modeli olarak adlandırılmaktadır. Bu modelde, tıklama ve sayfaya giriş yapılması vasıtasıyla gerçekleşen tıklama başına yapılan ödeme söz konusudur. Bu sebeple, çalışmada ele alınan elektronik ticaret sitesinin kullanıcı etkileşimleri, tanımlayıcı ve tahminleyici veri analitiği teknikleri ile incelenip, elde edilen bilgiler ışığında, bu e-ticaret sitesinin iş modeline uygun bir öneri sunulması amaçlanmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

E-TİCARET

1.1. E-Ticaret'in Tanımı ve Özellikleri

Teknolojiler ve araçlar geliştikçe bu teknolojiler ve araçlar ticaret ile bütünleştirmişlerdir. Ticaretin geldiği son nokta ise e-ticaret olmuştur. Türkiye’de resmi makamlar tarafından, 2001’de yapılan e-ticaret tanımında; elektronik ortamdaki her çeşit verinin bilgiye dönüştürülmesi ile tüketicilerin, işletmelerin ve kamu kuruluşlarının bilgilenmesi, elde edilen bu bilgiler ile tarafların taahhüde girmesi, taraflara taahhüt edilen mal ve hizmetlerin iletiminin sağlanması, bunun karşılığında ortaya çıkacak bedelin karşı tarafa ödenmesi ve satış sonrası hizmetlerin sağlandığı bir eylemler bütünüdür olarak açıklanmıştır (Canpolat, 2001).

E-ticaretin ortaya çıkmasından bu yana gelişen teknoloji ve değişen araçlarla beraber e-ticaretin de tanımı doğal olarak gelişip değişmiştir. Bu sebeple e-ticaretin birçok farklı tanımı vardır. 1997 yılında yapılan tanımda e-ticaret, elektronik olarak yürütülen her türlü ekonomik faaliyeti kapsamakla beraber ticari bir işin başlangıcından bitimine kadar geçen sürenin, bilişim sistemleri aracılığıyla elektronik olarak yürütülmesidir (Wigand, 1997). Berkowitz v.d. (2000), tek bir tuğla bile kullanmadan dünyanın en büyük alışveriş merkezini inşa etmek olarak tanımladığı e-ticaretin, yıllardır var olduğunu ve tüketicilerin neredeyse her gün bundan faydalandığını söylemiş ve örneklerle bu ifadeyi genişletmiştir. Herhangi bir marketi örnek veren Berkowitz, markette kasada okutulan ürünün elektronik tedarik zinciri sistemleri aracılığıyla stoktan düşülmesini, bu ürünü satın alan tüketicinin ise kredi kartı ile ödeme yaptığında kartın manyetik alanındaki kodun kişisel bir şifreyle aktive olarak ürünün bedelinin ödenmesini basit bir e-ticaret faaliyeti örneği olarak sunmuştur. Bu örneğin ışığında, her türlü mal ve hizmetin dökümünde, alışverişinde, reklamında, dağıtımında ve ödenmesinde elektronik sistemlerin kullanılmasını e-ticaret olarak tanımlamıştır.

Dünya Ticaret Örgütü’ne göre, e-ticaretin tanımı literatürdeki diğer tanımlarla benzerdir. Dünya Ticaret Örgütü, e-ticareti; işletmeler, kişiler, kamu veya özel

kuruluşlar arasında elektronik yollar ile gerçekleşen, üretim, dağıtım, pazarlama, satış ve teslim faaliyetleridir şeklinde tanımlamaktadır (World Trade Organization, 2017). Ekonomik Kalkınma ve İş birliği Örgütü ise, e-ticareti, mal ve hizmet ticaretinin bilgisayar ağları üzerinden, özel olarak sipariş almak veya vermek amacıyla tasarlanmış yöntemlerle yürütülmesi olarak tanımlamış ve malların veya hizmetlerin bu yöntemlerle sipariş edilebileceğini ancak ödeme veya teslimatın elektronik olarak yapılması gerekmediğini eklemiştir (Spiezia, 2017).

İnternet aracılığıyla yapılan alışveriş olarak görülen e-ticaret, bu dar tanımlamanın aksine daha geniş ve kapsamlı, birçok eylemi içermektedir. Bundan hareketle, e-ticaret, aslında internet üzerinden elektronik veri iletimi aracılığıyla yürütülen ticari faaliyetler bütünüdür (Schneider & Perry, 2001).

Birçok işletme fonksiyonuyla beraber, bilgi teknolojileri ve girişimcilik çalışmaları gibi birçok alanda yeni işler üretmek olarak tanımlanan e-ticaret, günümüzde birçok işletmeyi etkilemektedir. Bu etkileşimin sebepleri ise, e-ticaret faaliyetlerinin benzersiz özelliklerinden kaynaklanmaktadır.

Bu özelliklerden ilki, aynı anda her yerde bulunabilmedir. Elektronik ağlara dünyanın her yerinden erişime sahip olunduğu sürece, e-ticaret de her zaman her yerde erişilebilirdir (Laudon & Traver, 2003). Bu özellik, herhangi fiziksel bir yer olmadan, internete erişim olan her yerden, örneğin evden, işten hatta araba kullanırken bile alışveriş yapabilmeyi sağlar. Bu da ortaya sanal pazar terimini çıkarmıştır. Geleneksel ticaretteki fiziksel pazarların aksine, bu fiziksel pazarlardaki ürün ve hizmetlerin, daha geniş bir ürün çeşitliliğiyle sanal olarak sunulması anlamına gelir. E-ticaretin aynı anda her yerde bulunabilme özelliği sayesinde oluşan bu sanal pazarlar, tüketiciler için daha az maliyetli ve daha az yorucu bir seçenek olarak görülmektedir.

E-ticaretin ikinci özelliği ise küresel erişimdir. Bu özellik, dünya üzerinde ulusal sınırları aşabilmeyi kapsamaktadır. Buradaki erişim kavramı, potansiyel e-ticaret kullanıcılarının toplam sayısını ifade etmektedir. Daha geniş bir açıyla bakıldığında, ulusal sınırların ortadan kalkmasıyla birlikte, bu küresel erişim değeri dünyada internet erişimine sahip olan nüfusa eşittir (Laudon & Traver, 2003).

E-ticaretin üçüncü özelliği ise, evrensel standartlara sahip olmasıdır. Evrensel standartlar, tüm dünya ulusları tarafından kabul edilmiş internet standartlarını kapsamaktadır (Adeyeye, 2011). Bu standartlar, tüketicilerin arama maliyetleri azaltır çünkü fiziksel pazarları gezerek fiyat karşılaştırması yapmak zorunda değildirler, fiyatlar sanal marketlerde görünür olmak zorundadır. Böylelikle fiyat karşılaştırmaları daha da basitleştirilmiş olur. Evrensel standartlar aracılığıyla pazara giriş yapmanın maliyetleri de azalmıştır çünkü sanal bir mağaza kurmak fiziksel bir mağaza kurmaktan daha kolaydır (Shafiyah vd., 2013).

Zengin bilgi içeriği ise e-ticaretin dördüncü özelliğidir. E-ticaret, ürünleri tanıtmak için video, ses, animasyon gibi imkânları sağlayabilir. İnternete erişimi olan bir birey, ürün ile ilgili bir video görüyorsa veya bir kısa mesaj alıyorsa, hatta bu video veya kısa mesaj, bireyi ürüne yönlendiriyorsa burada birey için bir bilgi zenginliği mevcuttur. Fiziksel pazarlarda da mevcut olan hatta daha fazla olabilen bu bilgi zenginliği, sanal pazarların aksine fiziksel pazarlarda daha az kitleye ulaşmaktadır. Bilgi zenginliği, sanal pazarlarda ise daha büyük bir kitleye ulaşabilmektedir. Bu ise e-ticaretin sağladığı, küresel erişim özelliğinin yararlarından biridir (Philip & Wurster, 2000).

E-ticaretin özelliklerinden beşincisi ise etkileşimdir. E-ticaret'te, kullanıcı istediği bilgileri elde edebilme ve kontrol edebilme gücüne sahiptir. Karşı taraf ile istediği zaman iletişime geçebilmekte olup böylelikle kendisini de sürecin bir parçası haline getirebilmektedir. Örneğin, internetten alınan bir ürünün faturalandırılma sürecinde, tüketici faturayı inceleyebilir, yaşadığı sorunları satıcıya iletebilir. Bu da yerel pazarlarda gerçekleşen yüz yüze iletişimin benzeri olan fakat daha geniş kapsamlı sanal bir satıcı-alıcı etkileşimi oluşturur (Sicilia, Ruiz, & Munuera, 2005).

E-Ticaretin altıncı özelliği olan bilgi yoğunluğu; tüketiciler, satıcılar gibi pazarla etkileşim halinde bulunan herkesin ulaşabileceği bilgilerin miktarını ve kalitesini ifade eder. İnternet'in hayatımıza girmesiyle, gittikçe artan bilgi yoğunluğu e-ticaretin de özelliklerinden biri haline gelmiştir. Böylelikle bilgi yoğunluğu sayesinde, fiyatlar ve maliyetler daha şeffaf hale gelmiştir. Bununla beraber, fiyatların şeffaflığı; tüketicilerin fiyat çeşitliliğini görebilmesi anlamına gelirken, maliyetlerin

şeffaflığı; tüketicilerin, satıcıların katlandığı gerçek maliyetlerin keşfi anlamına gelmektedir (Laudon & Traver, 2003).

E-ticaretin son 2 özelliği ise kişiselleştirme ve özelleştirme. Kişiselleştirme, satıcının kullanıcıların ismi, geçmiş satın alımları veya ilgi alanları gibi bilgiler aracılığıyla kullanıcılara, özel ürün ve hizmetleri sunmasıdır. Özelleştirme ise kişiselleştirmenin aksine kullanıcının kendi tercih ve önceliklerine göre ürün ve hizmetlerin sunulmasıdır (Laudon & Traver, 2003). Bu iki özellik birbirine benzese de kişiselleştirme satıcı tarafından kontrol edilebilir ve bu sayede tüketiciye kendini özel hissettirir. Özelleştirme ise kullanıcıların eylemleri sonucunda oluşan etkileşimi ortaya çıkarmakta ve kullanıcıların e-ticaret sürecinde kendilerini önemli bir konumda hissetmelerini sağlamaktadır (Arora, 2008).

Tüm bu benzersiz özellikleriyle beraber e-ticaret, bilgi teknolojilerinin gelişmesiyle 20. yüzyılın sonlarına doğru ortaya çıkan, geleneksel ticaretin önüne geçerek sınırları ortadan kaldıran, geleneksel ticaretin aksine daha hızlı erişilebilen, internet kullanıcıları için kişiselleştirilebilen ve bu kullanıcılara kolaylık sağlayan benzersiz bir elektronik yapıdır.

1.2. E-Ticaret'in Araçları

E-ticaret, günümüzde internet üzerinden gerçekleşen ticari bir yapı olarak görülmektedir. Fakat internet ortaya çıkmadan önce de çeşitli araçlar aracılığı ile e-ticaret faaliyetleri gerçekleştirilmekteydi. Teknolojinin gelişmesi ve internetin ortaya çıkmasıyla e-ticarete kullanılan araçlarda değişip, gelişmiştir. Bu sebeple, e-ticaretin araçları geleneksel ve modern olarak 2 ayrı şekilde irdelenmektedir.

1.2.1. Geleneksel E-Ticaret Araçları

İnternetin henüz ortaya çıkmadığı zamanlarda telefon, faks, televizyon, elektronik ödeme ve para transferleri, elektronik veri değişimi gibi bilgi teknolojileri temelli araçlar da e-ticarete kullanılmaktaydı. Günümüzde hala kullanılmaya devam eden bu araçlar, internete göre daha maliyetli ve daha yavaş olmakla beraber

geleneksel ticaretin aksine herhangi bir fiziksel temas gerektirmediğinden e-ticaretin araçları olarak geçmektedir (Coşkun, 2004).

Eski dönemlerden bu yana ticari faaliyetler için kullanılan araçlardan biri olan telefon, e-ticaretin yaygınlaşmasıyla bu alanda da kullanılmıştır. Bununla birlikte telefon ile bütünleşik çalışan faks, sözlü yapılan iletişime yardımcı olan, yazılı bilgilerin paylaşılmasını sağlayan bir araç olarak kullanılmaktadır (Bozkurt, 2000). Zaman geçtikçe, telefonun yaygınlaşması ve telefon hattı sistemlerinin daha ucuza sağlanabilmesi sebebiyle daha sık kullanılmaya başlanan telefon, e-ticaretin gelişmesinde ve yaygınlaşmasında yardımcı bir araç olarak görülmektedir. İnternet teknolojisinin gelişmediği dönemlerde, televizyonda yürütülen e-ticaret faaliyetlerinin de son noktası olarak, karşılıklı iletişim sağlamak amacıyla telefon kullanılmıştır. Günümüzde ise satış sonrası hizmetlerde daha sık kullanılan telefon, çağrı merkezleri aracılığıyla müşterilerin şikâyet, öneri ve isteklerini iletebildiği bir e-ticaret aracıdır (Bozkurt, 2000). Faks ise, modern bir mektup hizmeti olarak adlandırılabilir. Ticari işlemlerde bilgi transferini kolaylaştırmasından dolayı e-ticarete kullanılan araçlardan biri haline gelmiştir. Günümüzde ise internet teknolojisinin yaygınlaşmasıyla sık kullanılmaya başlanan e-posta hizmetleri sebebiyle faksın kullanım alanı yok denilecek kadar kısıtlanmıştır (Mankan, 2011).

Hem görsel hem de işitsel sunuş imkânına sahip olan televizyon, 1923'teki keşfinin ardından toplumun vazgeçilmez bir aracı haline gelmiştir. Toplum üzerinde bu kadar etkili olan bu aracın ticari bir araç olarak kullanılmaya başlaması ise çok gecikmemiştir. 1932 yılında BBC kanalı ile toplumun yaşamının bir parçası haline gelen televizyon, 1941 yılının Kasım ayında ABD'de de yayınlanan 'Bulova' markalı saatlerin reklamının yayınlanmasıyla ticari faaliyetler için ilk kez kullanılmıştır (Baran, 2015). Televizyonun kolay ulaşılır hale gelmesiyle, özel yayıncılık denen kavram ortaya çıkmış bu da televizyondan yürütülen ticari faaliyetlerin sayısının artmasına ve bu faaliyetlerinin değerinin yükselmesine sebep olmuştur (Mankan, 2011). Radyo ise sadece işitsel sunuş imkânına sahip olmasına rağmen, e-ticarete etkili bir araç olarak kullanılmıştır. Günümüzde hala mevcut olan radyolar gerek özel gerekse kamusal olarak hizmet vermektedir ve hala bir reklam aracı olarak kullanılmaktadır.

Elektronik Veri Değişimi (EDI) ise basitçe, bilgisayarlar aracılığıyla yapılan standart bir formata sahip belgelerin iş ortakları arasındaki alışverişini ifade eder. Bilgisayarlar aracılığıyla bu sistemin kullanılması posta, faks ve e-posta yerine geçer. Faaliyetlerin daha hızlı ve daha az hata ile yürütülmesini sağlar çünkü bu sürecin elektronik olmayan modelinde araya birçok kişi girmekte ve süreci yavaşlatmaktadır. Aynı zamanda birçok kişinin eline bu belgenin geçmesi hata yapılması olasılığını da yükseltir. EDI ile bu sorunlar indirgenmiş olur. EDI belgelerinin bilgisayarlar tarafından işlenmesi sebebiyle, belgeler standart bir formda oluşturulmalı ve sürece dâhil edilmelidir. Böylelikle, iş ortakları arasındaki EDI sisteminde uyum sağlanmış olur. Bunlara ek olarak EDI; iş ortaklarının maliyetlerini azaltma, işlem hızlarını artırma ve ortaklar arası daha iyi ilişkiler kurma gibi büyük avantajları sağlamaktadır. (OpenText, 2017).

1.2.2. Modern E-Ticaret Araçları

Hızlı gelişen ve değişen teknolojiyle beraber, geleneksel e-ticaret araçlarının yanı sıra internet, mobil araçlar ve sosyal medya gibi araçlar da e-ticarette kullanılmaktadır. Bu modern e-ticaret araçları, daha düşük maliyetler ile daha geniş kitlelere hitap etmesi sebebiyle e-ticarette araç olarak tercih edilmektedir.

1969'da Amerikan Savunma Bakanlığı tarafından ARPANET isimli bir ağ tasarlanmasıyla temelleri atılan internet, bu tarihten itibaren yayılarak çeşitli kurumlarda da kullanılmaya başlanmıştır. Bilgisayar ağlarını bir protokol üzerinden birbirine bağlayan evrensel bir sistem olan internet kamuya açık veya özel ağlar gibi birçok çeşitli ağdan oluşur. İnternet'in evrensel bir sistem olması, dünyanın her yerinde ulaşılabilir olması e-ticarette kullanılan en etkili araçlardan biri haline gelmesini sağlamıştır. 1980'lerin sonuna kadar ARPANET aracılığıyla birbirine bağlanan askeri ve ulusal ağ sistemleri, 1983 yılına kadar protokol olarak NCP adı verilen İletim Kontrol Programı'nı kullanmıştır. 1983'te NPC'den daha güçlü ve kullanımı daha kolay olan İletim Kontrol Protokolü/İnternet Protokolü (TCP/IP)'nin ortaya çıkmasıyla, ARPANET bu protokole geçiş yapmıştır (Zerenler, 2013).

1980'lerde, Amerikan Ulusal Bilim Vakfı tarafından finanse edilen NSFNET'in oluşmasıyla ticari ağ uzantıları ortaya çıkmış olup yeni ağ teknolojileri

gelişmiştir. Bu ağ uzantılarının ve yeni ağ teknolojilerinin ortaya çıkması, NFSNET ağının üzerinde birleşmesi, NFSNET'in daha da genişlemesini sağlamıştır. 1990 yılında ARPANET'in kapatılması üzerine, ARPANET sistemindeki bütün bilgiler NFSNET'e taşınmıştır (Stewart, 2000). ARPANET'in TCP/IP protokolüne geçiş yapıp NFSNET'e taşınması işletmelerin ve bireylerin de bu ağa bağlanması modern internetin başlangıcı olarak görülmektedir (Stevens, 1994). İnternet, ilk zamanlarda paylaşım ile çalışırken günümüzde kablolu, kablosuz ve çevirmeli olarak çalışabilmektedir.

İnternet; kullanıcılara, ürünlere veya hizmetlere kolayca erişebilme ve elde edebilme imkânı sağlarken aynı zamanda e-ticaret yapan işletmeler için de maliyetleri azaltma ve daha geniş bir kitleye hitap etme olanağı sağlar. Satış yapan ve satın alan arasındaki iletişimi de daha kolay hale getiren internet, satın alan tarafı da bu ticari sürece dâhil eder (Zerenler, 2013). Böylelikle, e-ticarete internetin bir araç olarak kullanılması hem işletmeler için hem de tüketiciler için birçok açıdan olumlu ve yararlıdır.

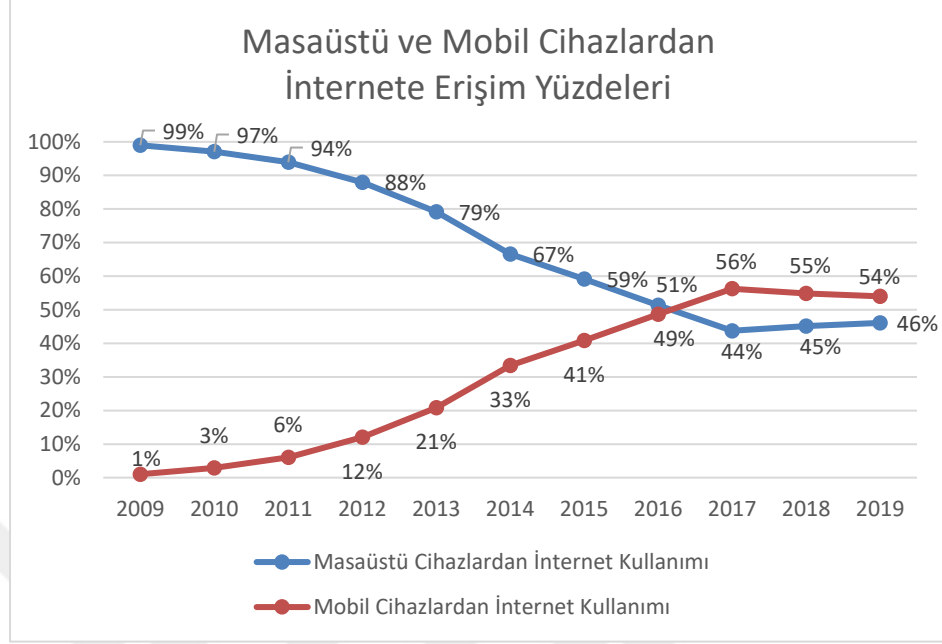
Sundukları internet tabanlı mobil ağlar ile akıllı telefonlar, tabletler, kişisel asistanlar ve bunlar gibi mobil araçların kullanılmasıyla e-ticaretin gerçekleştirilmesi, mobil ticaret olarak da adlandırılmaktadır. Özetle, mobil araçlar devreye girdiğinde e-ticaretin daha özel bir hali olan mobil ticaret ortaya çıkmaktadır (Zerenler, 2013). Mobil ticaret, ilk olarak 1997'de yılında Küresel Mobil Ticaret Forumu'nda, elektronik ticaretin sağladığı bütün avantajların, tüketicilere kablosuz ağ teknolojileri aracılığıyla mobil araçlarda sunulması olarak tanımlanmıştır (Morris, 1997).

Mobil ticaret geçmişten günümüze üç evrede incelenebilir. Bunlardan ilki 1999'da sunulan Kablosuz Uygulama Protokolü (WAP)'dür. Bu protokolün yapısı, kablosuz ağlar aracılığıyla sunulun bir internet ağını mobil araçlarda da sunmaya ve geliştirmeye yönelik çalışmaktadır. Böylelikle WAP, mobil araç sahibi kullanıcıya, istediği her an internet erişimi sağlamaktadır. Bu protokol, e-ticarete tüketicilerin sipariş verebilmesi ve takibini sağlaması konularında yardımcı olurken, işletmelere de sipariş takibi ve satış sonrası hizmetler gibi süreçlerde yardımcı olur. Bununla beraber, işletmelere, stok kontrolü ve kurum içi iletişimin hızlanması gibi kurumsal konularda

da yardımcı olmuştur (Sarısakal & Aydın, 2003). Mobil ticaretin gelişiminde ikinci evre olarak adlandırılan Genel Paket Radyo Servisi (GPRS), küresel mobil iletişim sistemlerinde veri iletilmesi veya alınması gerektiğinde bu verinin ikinci nesil (2G) hücreli veri ağları üzerinden hızlıca aktarılması sağlayan bir teknolojidir (Walke, 2013). İnternet bağlantısını sürekli sağlayabilen GPRS, WAP'a göre üç kat daha hızlıdır fakat bu servisi sağlayan altyapıya sahip bir mobil araca ihtiyaç duyar (Dornan, 2001). Mobil ticaretin gelişiminde üçüncü evre ise 3G'dir. Üçüncü nesil kablosuz mobil ağ teknolojisi olarak bilinen 3G, kendinden önceki mobil ağların daha hızlı çalışan bir sürümüdür. Uluslararası Telekomünikasyon Birliği'nin belirlediği IMT-2000 standartlarına tabidir. Diğer mobil ağlara göre daha hızlı çalışmasının yanı sıra kesinti olmaksızın internete bağlanmayı, görüntülü konuşma yapabilmeyi hatta mobil araçlardan televizyon uydu sistemlerine bağlanabilmeyi sağlamaktadır (Uluslararası Telekomünikasyon Birliği, 2011). Mobil ticaretin gelişiminde üçüncü evre olan 3G'den sonra, mobil ağ teknolojileri gelişmiştir ve gelişmeye de devam etmektedir. Günümüzde, 4G ve 5G teknolojilerine geçiş yapılmıştır fakat bu geçişler mobil ticareti, diğer evreler kadar keskin bir şekilde değiştirmemiştir. 4G ve 5G teknolojileri, daha geniş kapsama alanı ve internete daha hızlı erişim sağlarken; yüksek çözünürlüklü televizyon uydu sistemlerine ve çevrimiçi oyun servislerine erişim, video konferans yapabilme imkânı sağlamaktadır (Arasan, 2017).

Grafik 1.1.'den de görüleceği üzere, mobil cihazlardan internete erişim 2009 yılından itibaren artmaya başlamıştır. 2016 yılında ise mobil cihazlardan internete erişenlerin yüzdesi, masaüstü cihazlardan internete erişenlerin yüzdesini geride bırakmıştır (Statcounter, 2019). Böylelikle, mobil cihazlara olan ilginin gün geçtikçe arttığı çıkarımı yapılabilir.

Grafik 1.1.: Masaüstü ve Mobil Cihazlardan İnternete Erişim Yüzdeleri



Mobil araçlar da tıpkı internet gibi daha geniş kitlelere hitap edebilme, ürünlere ve hizmetlere kolay erişebilme, maliyetleri azaltma imkânlarını sağlamaktadır. Her an her yerde internete erişimi olan mobil araçlar, günümüzde e-ticaretin vazgeçilmez bir parçası haline gelmekle birlikte, işletmelerin mobil uygulamalar üzerinden pazarlama stratejilerini daha iyi yönetmelerine yardımcı olur ve etkin bir müşteri iletişimi sağlar.

Günümüzde önemli iletişim araçlarından biri olan sosyal medya kullanıcıların içerik oluşturup değiştirebilme imkânına sahip olduğu çevrimiçi ağlar topluluğudur. Reklam içeriklerini daha kolay ve etkili yönetebilme özelliği sayesinde tüketiciler için özelleştirilmiş bir reklam deneyimi sunar. Sosyal medyanın her an güncellenebilir olması da işletmelere sağladığı avantajlardan biridir. Sosyal medyaya erişim mobil araçlar ve internet ile sağlanmaktadır. Bu da sosyal medya aracılığı ile büyük ve doğru kitlelere hitap edebilme imkânı sağlar. Sosyal medyada kullanıcılar düşüncelerini özgürce ifade edebildiğinden satın aldıkları ürün veya hizmet hakkındaki düşüncelerini de bu ağlarda paylaşabilmektedir. Bu durum, tüketiciler arası iletişimi ortaya çıkarmakla beraber işletmeler için de bir pazarlama stratejisi olarak kullanılabilir (Sau-ling Lai, 2010).

1.3. E-Ticarette Elektronik Ödeme Sistemleri

Geleneksel ticaretten, elektronik ticarete geçiş sürecinde yüz yüze kurulan iletişimin elverişsiz, para transferlerinin daha da karmaşık hale gelmesiyle öncelikle ödeme çekleri kullanılmaya başlanmıştır. Daha sonrasında ise ‘plastik para’ olarak adlandırılan kredi kartları da bu sürece dâhil olmuştur. Böylelikle hem modern hem de klasik bir e-ticaret aracı olarak nitelenebilen elektronik ödeme sistemleri ortaya çıkmıştır. Gün geçtikçe gelişen e-ticaret, elektronik ödeme sistemlerinin de gelişmesine sebep olmuştur. Öyle ki, günümüzde birçok farklı elektronik ödeme sistemi kullanıcıların hizmetine sunulmaktadır (Asokan vd., 2000).

Elektronik Veri Değişiminin bir alt bileşeni olan elektronik ödeme sistemleri, e-ticaretin gelişmesi ve internet bankacılığının ortaya çıkmasıyla daha da yaygın hale gelmiştir. E-ticaret ödeme sistemleri olarak da bilinen bu sistemler, ticari faaliyetler için yapılacak ödemenin elektronik ortamda yapılmasını sağlar.

Kredi kartları, kart sahiplerinin aldıkları ürün veya hizmet karşılığında, kart sağlayıcısının oluşturduğu bir nevi nakit avans hesabı olan limitli bir kredi hesabından ödeme yapmasına imkân sağlar. Böylelikle, nakit parası bulunmayan veya nakit parasını harcamak istemeyen kullanıcı kart sağlayıcıya borçlanmış olur (O'Sullivan & Sheffrin, 2003). Kendisine alternatif birçok ödeme yöntemi ortaya çıkmış olsa da e-ticarette en sık kullanılan ödeme yöntemlerinden biri hala kredi kartlarıdır.

Otomatik Vezne Makinesi olarak adlandırılan ATM’ler 1960’lı yılların sonunda hizmete sunulan bir mobil vezne olarak tanımlanabilir. Bu makinelerle para yatırma ve para çekme gibi banka şubelerinde yapılan işlemlerin yapılması sağlanarak banka şubelerindeki yükün azaltılması amaçlanmıştır. E-ticarette ise karşı tarafa yapılacak para ödemelerinin, örneğin fatura ödenmesi gibi, yapılması amacıyla kullanılabilir. Günümüzde ise kredi kartı işlemlerinden uluslararası para transferi yapmaya kadar birçok işlemi yapabilen ATM’lerde manyetik alana sahip kişisel bir kartın okunmasıyla başlayan işlem süreci, bu karta ait kişisel şifrenin girilmesi ile devam eder. Daha sonra bankanın sistemi ve kullanıcının eşleşmesiyle kullanıcı istediği işlemi gerçekleştirebilmektedir (Elibol & Kesici, 2004).

Manyetik alana sahip kişisel kartlar ile satış noktaları arasında internet aracılığıyla iletişim kuran bir araç olan POS cihazları, bu satış noktalarında kişisel kartın manyetik alanının okunmasından sonra kartın şifresinin girilmesi sonucu bankanın yetki vermesiyle, kişinin banka hesabından gerekli olan miktarı çekmektedir. Böylelikle bu cihazlar nakit ödeme veya ATM'den ödeme yapma zorluğunu ortadan kaldırmıştır.

Geleneksel ödeme yöntemleri olan çek ve nakit paranın yerine bilgisayarlar ve telefon hatlarının ve kablosuz iletişim araçlarının sağladığı bir altyapı ile elektronik ortama aktarılan paranın, bir taraftan diğer tarafa aktarılması elektronik fon transferi olarak adlandırılmaktadır. Bankalar arası geçerli olan bu sistem ilk zamanlarında banka şubeleri ve ATM'ler aracılığıyla yapılırken, internet ve mobil bankacılığın gelişmesiyle internete erişimi olan mobil ve masaüstü cihazlar ile de yapılmaya başlanmıştır (Zengin & Aydoğdu, 2013).

Sanal POS, somut bir POS cihazının işlevlerini gören elektronik ortamda bulunan bir sanal terminaldir. POS cihazlarının aksine manyetik bir alana ihtiyaç duymaz, bunun yerine kişisel kart bilgilerinin girilmesi yeterlidir. Bu bilgilerin girilmesinin ardından kişiye özel bir kod ile POS cihazının gerçekleştirdiği işlemleri gerçekleştirmektedir. Günümüzde birçok e-ticaret sitesi, ödeme alırken bu sistemi kullanmaktadır (Zerenler, 2013).

Herhangi bir elektronik cihazda, fiziksel olmaksızın saklanabilen parasal değerler, elektronik para olarak tanımlanmıştır. Tıpkı geleneksel para gibi ödeme yapma veya satın alma işlevlerini gerçekleştirebilmektedir. Kullanımının kolay ve hızlı olmasının yanında e-ticarete tercih edilmesinin sebeplerinden biri de büyük değer kayıplarına uğramamasıdır. Kanunlarca tanınan elektronik para, yetkilendirilmiş kurumlar aracılığıyla piyasada kullanılmaktadır. Mağazalardan alınabilen içinde belirli miktarda para yüklü olan hediye kartları, toplu taşımada kullanılan yolculuk kartları elektronik paraya örnek olarak verilebilir (28690 sayılı Resmî Gazete, 2016).

Sanal para ise, kanunlar tarafından yetkisi bulunmayan kurumlar tarafından piyasada kullanılan ve bu kurumlar tarafında kontrol edilen parasal değerlerdir.

Elektronik paradan tek farkı yetkili bir kurum tarafından piyasaya sürülmemiş olmasıdır. Belirli kitleler tarafından kullanılan bu para biçimi, e-ticarete sadece bu para biçimini kullanan kişiler arasında ödeme yapmaya veya satın almaya olanak sağlamaktadır (Avrupa Merkez Bankası, 2016).

1.4. E-Ticaretin Tarihsel Gelişimi

Elektronik iletişim teknolojilerinin gelişmesi dünyadaki sınırların kalkmasını sağlarken, ticaretin de gelişip değişmesine sebep olmuştur. Gün geçtikçe daha da ulaşılabilir hale gelen bu teknolojiler tüketiciler, işletmeler hatta devletler tarafından kullanılmaya başlanmıştır. Böylelikle, tüketicilerin davranışları, işletmelerin stratejileri de zamanla değişmiştir. İşletmelerin kullandıkları elektronik veri değişimi sistemleri ile ticari işlemlerin gerçekleştirilmesi e-ticaretin temellerinin atıldığı bir yapıdır. Tam olarak belirli bir yıl belirlenemese de 90'lı yıllarda ARPANET'in NFSNET'e taşınması ve NFSNET'in ticari amaçlar için kullanıma açılması e-ticaretin başlangıcı olarak kabul edilir. 90'lardan itibaren hızla genişleyen ve dünyaya yayılan internetin gelişimi, e-ticaret gelişimi ile paraleldir. Bu paralellik, e-ticaretin öneminin artmasına sebep olmuş, işletmelerin ve tüketicilerin ilgisini bu yöne çekmeye başlamıştır (Ekinci, 2008).

1993 yılında Global Network Navigator (GNN) isminde ticari amaçlı ilk web sitesini oluşturan Tim O'Reilly, bu web sitesini ücretsiz erişime sahip ticari ürün ya da hizmetlerin bilgisinin ve tıklanabilir reklamların yer aldığı bir bilgi merkezi olarak tanımlamıştır (O'Reilly, 2001). Bu bilgi merkezi; haberler, dergi, katalog, forum ve pazaryeri olarak beş bölüme ayrılmaktaydı. Web sitesinin önemli bir parçası olan katalog kısmı ise gündemdeki olaylar, sanat, bilim, teknoloji gibi alt bölümlere ayrılmaktaydı (O'Reilly & Associates, Inc., 1993). Pazaryeri bölümünde ise barınma imkânı sağlayan bir sivil toplum kuruluşu olan Hostelling International (New York Daily News, 1995), seyahat rehberi hizmeti sunan Lonely Planet (Elmer-Dewitt, 1994), hukuk üzerine çalışmalar yapan Nolo Press isimli 3 kuruluşun ürünlerinin satışı yapılmaktaydı.

1994 yılında ticari amaçlar için kurulan, internette bulunan bilgileri edinmeyi sağlayan bir sistem olan, Netscape İnternet Tarayıcısı kullanıma sunulmuştur (Yoffie & Cusumano, 1999). 1994 yılının ortalarında elektronik ticaretin öncüsü olarak adlandırılan Amazon.com kurulmuştur. İlk yıllarında çevrimiçi kitap mağazası olarak ortaya çıksa da zaman geçtikçe yelpazesini genişleterek uluslararası kapsamda en büyük çevrimiçi alışveriş sitelerinden biri olmuştur (Spector, 2001). 1994 yılının sonlarına gelindiğinde, ekim ayında Uluslararası Dünya Çapında Ağ'ın (WWW) standartlarını belirleyen ve geliştiren Dünya Çapında Ağ Konsorsiyumu (W3C), MIT ve CERN aracılığıyla kurulmuştur (W3C, 2019).

Eylül 1998'de, internette arama yapmayı ve internette bulunan bilgileri elde etmeyi sağlayan bir arama motoru olan Google, Sergey M. Brin ve Lawrence E. Page tarafından kurulmuştur. 1998 yılının sonuna gelindiğinde ise, PayPal kurulmuştur. PayPal, nakit ve çek gibi geleneksel ödeme yöntemlerine alternatif olarak ortaya çıkan, dünya çapında elektronik para transferleri yapmayı sağlayan çevrimiçi ödeme sistemidir (Grabianowski, Pollette, & Crawford, 2019). 90'lı yılların sonunda ise Çin merkezli Alibaba kurulmuştur fakat şirket ancak 3 yıl sonra kar edebilmeye başlamıştır (Alibaba Group, t.y.).

2000'li yılların başına gelindiğinde dünyada, 413 milyon kişinin internet kullanıcısı olduğu belirtilmiştir (Roser , Ritchie, Ortiz-Ospina, 2020). 1998 yılında kurulan Google'ın sunduğu bir reklamcılık hizmeti olan Google AdWords 2000 yılında hizmete sunulmuştur. O yıllarda, tıklanma başına reklam veren satıcılardan aldıkları ücretler ile çalışmıştır (Google, 2000). 2001 yılında internet ansiklopedisi olarak nitelendirilen Wikipedia kurulmuştur (Voss, 2005). Aynı yıl, Apple müzik çalar ve medya oynatıcısı işlevi gören iPod ürününü piyasaya sürmüştür (Cojocarü & Cojocarü, 2014). Ardından kullanıcılarının içerik üretebildiği, birbirleriyle iletişime geçebildiği bir sosyal ağ olan MySpace kurulmuştur. 2004 yılına gelindiğinde ise günümüzün en büyük sosyal ağlarından biri olan Facebook kurulmuştur. Fotoğraf ve video saklama imkânına sahip olan Facebook, hızlıca büyümesi ve dünyada birçok kullanıcıya ulaşabilmesi sebebiyle e-ticarette de en çok kullanılan pazarlama araçlarından biri haline gelmiştir. Öyle ki günümüzde kendi içinde satış yapmaya yarayan bir hizmeti bile mevcuttur. 2005'te Youtube ve ardından 2006'da Twitter'in

kurulmasıyla, e-ticarete kullanılan televizyon, radyo ve telefon gibi geleneksel araçların kullanımının azalması, akıllı telefonlar ve sosyal medya gibi modern araçların ise kullanımının artmasıyla e-ticaretin bu modern araçlara evrilmesi gündeme gelmiştir. Bu süreçte, dünyadaki internet kullanıcılarının sayısı artarak 2005 yılında 1 milyarı geçmiştir. 2006 yılında ise dünya nüfusunun yaklaşık %17'sinin internet kullanıcısı olduğu belirtilmiştir (The World Bank, 2019). İnternetin geniş kitlelerce kullanılmaya başlanması e-ticaretin, bu kitlelerin ilgi alanına girmesini sağlamıştır. 2000 yılında Amerika'da 64 milyon e-ticaretten faydalanırken, 5 yıl içinde bu sayısı neredeyse iki katına çıkara 130 milyona ulaşmıştır (Tehan, 2002). Birçok işletme, 2000'li yıllarda değişen trendlere ve bu yeni çağa, ayak uydurmak için bir internet sayfasına sahip olma, bu sayfa üzerinden kullanıcılar ile etkileşimde bulunma, pazarlama faaliyetlerini internet üzerinden de yürütme kısacası e-ticaretin bir parçası olma çabasına girişmiştir. 2000'li yılların ortasında piyasadaki işletmelerin bu elektronik ortama geçişiyle beraber çevrimiçi alışveriş siteleri de popülerlik kazanmaya başlanmıştır. Öyle ki, 2005 yılında yaklaşık 8,5 milyon dolar net satış değerine ulaşan, e-ticaret öncüsü Amazon, 2009 yılında bu değeri neredeyse 3 katına çıkarak 24,5 milyon dolarlık bir satış değeri elde etmiştir (Amazon.com, 2009).

2010'lu yıllara gelindiğinde ise sosyal medya insan hayatının vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir. 2004 yılında MySpace ile dünyaya yayılmaya başlayan sosyal medya platformlarının kullanıcı sayısı, 2010 yılına gelindiğinde Facebook, Twitter ve Youtube gibi platformların ortaya çıkmasıyla 1 milyarı geçmiştir (Ortiz-Ospina, 2020). Böylelikle, 2010 yılında dünya nüfusunun %15'inin sosyal medyaya erişimi olduğu bilinmektedir. 6 senede gerçekleşen yüksek orandaki büyüme, sosyal medyanın yükselen bir trende sahip olduğunu göstermektedir. İşletmelerin fark ettiği bu yükselen trend, pazarlama faaliyetlerinin sosyal medyaya kaymasına sebep olmuştur. Böylelikle işletmeler daha geniş kitlelere daha zahmetsiz bir şekilde ulaşabileceklerini görmüşlerdir (Kaplan & Haenlein, 2010).

Günümüzde ise, birçok mobil uygulama ve web sitesi aracılığıyla e-ticaret faaliyetleri yürütülmektedir. Mobil internet kullanımın, masaüstü internet kullanımının önüne geçmesiyle beraber e-ticaret faaliyetlerinde, mobil uygulamalar tüketiciler ve işletmeler tarafından daha çok kullanılmaya başlanmıştır. Mobil internet

kullanımının artmasındaki sebep, mobil araçların her an erişilebilir olması görülebilir. Öyle ki 2021 yılında, mobil ticaretin, e-ticaret gelirlerinin %70'ini karşılayacağı öngörülmektedir (Loesche, 2018). Bilişim teknolojilerinin gelişmesi, iş modellerinin de değişmesine sebep olurken müşteri merkezli e-ticaretin de ön plana çıkmasını sağlamıştır. API olarak bilinen uygulama programlama ara yüzü booking.com, Uber, Netflix gibi birçok e-ticaret sitesi tarafından kullanılmaktadır. Bu ara yüz farklı bileşenlere sahip platformları bir araya getirmeyi sağlamakla beraber bu platformları kontrol edebilmeyi de sağlamaktadır. Bu tür platformlar belirli bir ücret karşılığında kullanıcılarına çeşitli hizmetler vermektedir. Aynı zamanda bu platformlar kullanıcıların geçmiş davranışlarını inceleyerek, onlara özel bir deneyim sunmaktadırlar. E-Ticaretin kişiselleştirme özelliği, bu tür platformlarda ön plandadır. Bu da günümüz pazarlama faaliyetlerinin kullanıcı merkezli olduğunu göstermektedir (TÜSİAD, 2019).

1.5. E-Ticaretin Türleri

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte gelişen e-ticarette, birçok farklı tür ortaya çıkmıştır. Literatürde kabul gördüğü şekliyle, e-ticaretin türlerini taraflarına göre, kullanılan teknolojiye göre ve iş modellerine göre ayırmak mümkündür.

1.5.1. Taraflarına Göre E-Ticaret'in Türleri

Taraflarına göre değişiklik gösteren e-ticaret kimi zaman tüketiciler, kimi zaman işletmeler, kimi zaman da kamu kuruluşları ya da tüm bu tarafların katılımıyla gerçekleşebilir. Gerçekleşen bu katılımları, taraflarına göre kategorilere ayırmak mümkündür.

Bu kategorilerden biri, işletmeler arasında gerçekleşen e-ticarettir. Bu e-ticaret türünde her türlü bilgi, ürün veya hizmetin alışverişi işletmeler arasında gerçekleşir. Bir işletmenin tedarikçileriyle, toptancılarıyla ve ortaklarıyla elektronik ortamda gerçekleştirdiği tüm ticari faaliyetler işletmeler arası e-ticaret olarak adlandırılabilir. Bir yazılım şirketinin, bir hastaneye sağlık yazılımı sunması, işletmeler arası e-ticarete örnek olarak verilebilir. Teknolojinin gelişmesi, telefon ve internet gibi telekomünikasyon araçlarının tüketiciler arasında da kullanımının yaygınlaşması,

işletmeden tüketiciye ve tüketiciler arası gerçekleşen e-ticaret türlerini ortaya çıkarmıştır. İşletmeden tüketiciye gerçekleşen e-ticarete, işletme elektronik ortamlar aracılığıyla ürün ve hizmetlerini son tüketiciye sunar. İşletmelerin tüketicilere internetten alışveriş hizmeti sunması, bankaların tüketicilere sağladığı internet bankacılığı uygulamaları işletmeden tüketiciye e-ticarete örnek olarak gösterilebilir. Tüketiciler arasında gerçekleşen e-ticarete ise tüketiciler elektronik ortamda kendi ürün ve hizmetlerini diğer tüketicilere sunar. Tüketicilerin kendi ürünlerini satabildiği veya başka tüketicilerin ürünlerini alabildiği internet siteleri ve mobil uygulamalar, tüketiciler arası e-ticarete örnek olarak verilebilir (Laudon & Traver, 2003:17-18).

Bahsedilen bu 3 kategori, taraflarına göre ayrılan e-ticaret türlerinin en etkin kullanılanlarıdır. Bu üç kategori haricinde, tüketiciden işletmeye, işletmeden kamu kuruluşuna ve kamu kuruluşlarından işletmeye gerçekleşen e-ticaret gibi çeşitli taraflar arasında gerçekleşen elektronik faaliyetler de taraflarına göre e-ticaretin türlerindendir.

1.5.2. Kullanılan Teknolojiye Göre E-Ticaret'in Türleri

E-ticaret kullanılan teknolojiye göre sınıflandırıldığında, karşımıza uçtan uca, mobil ve sosyal ticaret çıkmaktadır. Uçtan uca, denkler arası veya bilinen adıyla, peer-to-peer ticaret tüketicilerin veya işletmelerin üçüncü bir aracı olmaksızın, elektronik ortamda tek bir internet ağına bağlanarak gerçekleştirdiği ticaret türüdür. Genel olarak elektronik veri ve bilgi paylaşımı şeklinde gerçekleşen bu e-ticaret türünün en büyük örneklerinden biri yasal olmayan yollarla paylaşım yapılan Napster isimli peer-to-peer ağıdır. Akıllı telefon ve tablet gibi mobil araçların internete erişebilmesi ile yaygın olarak görülmeye başlayan mobil ticaret ise kablosuz ağ hizmetleri aracılığıyla ticari faaliyetlerin, mobil araçlar ile elektronik ortamda gerçekleştirilmesidir. İnternet üzerinden alışveriş hizmeti sunan birçok işletmenin, mobil cihazlarla uyumlu çalışan internet siteleri veya mobil uygulamaları, mobil ticarete örnek olarak verilebilir. Son yıllarda kullanılmaya başlanan sosyal ticaret kavramı, her türlü elektronik ticaret faaliyetinin sosyal medya ağları üzerinden gerçekleşmesidir. Bu kavrama, sosyal medyada yer alan reklamlar, ürüne ve hizmete yapılan yorumlar da dâhildir (Laudon & Traver, 2003:18).

1.5.3. İş Biçimlerine Göre E-Ticaret'in Türleri

Yatay-dikey e-ticaret, pazar yeri modellenli e-ticaret ve aracılık temelli e-ticaret iş biçimine göre sınıflandırılan e-ticaretin türleridir. Yatay e-ticaret biçiminde ürün ve hizmeti sunan taraf geniş bir ürün ve hizmet yelpazesine sahipken dikey ticaret biçiminde ürün ve hizmeti sunan taraf sadece belirli ürün ve hizmetin bulunduğu ticari bir yelpazeye sahiptir. Amazon.com gibi birçok ürünü barındıran bir e-ticaret sitesi, yatay e-ticaret modeline örnek olarak verilirken; sadece teknolojik ürün yelpazesine sahip bir e-ticaret sitesi dikey ticarete örnek olarak verilebilir. Pazar yeri modellenli e-ticaret ise tüketiciler arasında yapılan ürün ve hizmet alışverişinin, diğer bir deyişle tüketiciler arası e-ticaretin yapılmasını sağlayan e-ticaret siteleri ve uygulamalardır. Bir nevi elektronik ortamda kurulan bir pazar yeridir. Aracılık temelli e-ticaret, belirli bir ürün yelpazesine sahip işletmelerin ürün ve hizmetlerinin sunulmasına aracılık ederek tüketiciye ulaştırılmasını sağlayan e-ticaret siteleri ve uygulamalarıdır. Gittigidiyor.com, eBay gibi alışveriş siteleri pazar yeri modellenli e-ticaret biçimini kullanırken yemeksepeti.com, trivago gibi siteler aracılık temelli çalışmaktadır (Ekinci, 2008:41-42).

1.6. E-Ticaret'in Uygulama Alanları

E-ticaret günümüzde birçok sektörde geniş uygulama alanına sahiptir. Teknolojiden seyahate, giyimden yiyeceğe, kişisel bakım ürünlerinden özel ilgi alanına giren faaliyetlere kadar sınırsız seçeneğin bir ekranda taraflara sunulması, e-ticaretin ulaştığı son noktadır denilebilir.

Teknoloji alanında bilgisayar ve cep telefonu gibi tüketim ürünlerinin alışverişinin yanı sıra bilgisayar yazılımlarının, veri tabanlarının ve çeşitli elektronik servis hizmetlerinin de alışverişi elektronik ortamda gerçekleşmektedir. Tekstil, kozmetik, kitap, kırtasiye gibi kişilerin ihtiyaç duyabileceği her şey, günümüzde e-ticaret aracılığıyla kolayca temin edilebilmektedir. Bankacılık sektöründe gerek kişisel bankacılık hizmetleri gerek kurumsal bankacılık işlemleri, elektronik ortamlar aracılığıyla daha etkin ve hızlı şekilde gerçekleştirilebilmektedir. Son yıllarda ise, akış servisi hizmetlerinin ortaya çıkmasıyla e-ticaretin uygulama alanı daha da

genişlemiştir. Akış servisi hizmetleri, yasal yollarla dizi ve film izlemeye, müzik dinlemeye ve kitap, dergi gibi yazılı kaynaklara erişmeye olanak sağlar. Günümüzde birçok tüketicinin yararlandığı bu hizmetler, e-ticaretin önemli uygulama alanlarından biridir.

Aracılık temelli e-ticaret modelinin yaygınlaşması ile yiyecek sektöründe de elektronik ortamlara geçiş yapılmıştır. İnternet siteleri veya mobil uygulamalar aracılığıyla yiyecek hizmeti veren işletmelere kolayca ulaşp hizmet alınmaktadır. Bu hizmetlerin kapsamı oldukça geniştir öyle ki, bir yiyecek işletmesinin menüsüne erişmenin yanı sıra istenilen konuma sipariş teslim hizmetinden de yararlanılmaktadır. Aracılık temelli e-ticaret modelinin yaygınlaşmasının etkilediği alanlardan biri de turizmdir. Bu durum elektronik turizmi ortaya çıkarmıştır. Seyahat ve konaklama hizmetlerine ulaşmada büyük bir kolaylık sağlayan e-turizmin en önemli aracı olan çevrimiçi seyahat acenteleri, birçok konaklama ve seyahat hizmetini karşılaştırmaya, karşılaştırılan hizmetlerin arasında seçim yapmaya olanak sağlar.

1.7. E-Ticaret'te Kullanılan Kavram ve Terimler

E-ticarette kullanılan kavramların ve terimlerin kapsamı oldukça geniştir. Bunlar, tez çalışması kapsamında sınırlandırılmıştır. E-ticaretin her alanda yaygınlaştığı günümüzde, üründen çok müşteri odaklı hizmet verilmektedir. Satış sürecinde ve satış sonrasında müşterinin haklarının korunması, müşteri hizmet ilişkisinin yürütülme ve değerlendirme sürecidir. Bu süreç müşterinin izni dâhilinde, temas bilgilerinin kayıt altına alınması ve sonrasındaki satış ve pazarlama stratejilerinin buna göre belirlenmesi ile mükemmel hale getirilebilir. Tüm bu süreç e-ticarette sıklıkla kullanılan bir kavram olan Müşteri ilişkileri yönetimi denir (Özmen, 2013).

Müşteri ilişkileri yönetiminin de kapsadığı siber güvenlik, e-ticarette yer alan bir kavramdır. E-ticaretin bütün taraflarını ilgilendiren bu kavram tüketicilerin, işletmelerin ve kamu kurumlarının bilgilerinin güvenli bir şekilde korunması ve saklanmasıdır. Bu bilgilerin içinde en önemlisi ise finansal bilgiler olarak

görülmektedir (Diker & Varol, 2013). Ülkemizde elektronik bilgilerin güvenliğinin sağlanması amacıyla Kişisel Verilerin Korunması Kanunu 2016 yılında çıkarılmıştır.

Bu kavramların yanı sıra, e-ticarete sık kullanılan başka birçok kavram ve terim de hayatımıza girmiştir. E-ticaretin gerçekleştirildiği sisteme yapılan toplam ziyaret sayısı, sistem trafiği kavramını ifade etmektedir. Sistem trafiğine dâhil olan kullanıcıların alışveriş yaparak ayrılması dönüşüm kavramı olarak adlandırılmaktadır. Ortalama sipariş miktarı kavramı kullanıcının sistemde alışveriş yaparken harcadığı miktarı ifade ederken, sistemde geçirilen ortalama süre kavramı kullanıcının sistemde harcadığı ortalama süreyi ifade etmektedir. E-ticaret sistemini kullananların hiçbir eylem yapmadan sistemden ayrılması, çıkma oranı olarak adlandırılmaktadır. Alışveriş sepeti kavramı, sistemdeki kullanıcıların satın almaya karar verdikleri ürünleri biriktirdiği sanal bir sepettir. Kullanıcıların sistemi bu sanal sepetten alışveriş yapmadan terk etmelerine sepet bırakma denilmektedir. E-ticarete de geleneksel ticarete olduğu gibi, çapraz satış ve paket satış kavramı kullanılmaktadır. Çapraz satış, daha önce kullanıcılar tarafından birlikte satın alınan ürünlerin diğer kullanıcılara da birlikte önerilmesi anlamına gelmektedir. Paket satış ise, aynı türde ürünlerin toplu bir biçimde ya da set halinde kullanıcıya sunulması anlamına gelmektedir (IdeaSoft, 2020).

İKİNCİ BÖLÜM

KULLANICI ETKİLEŞİMİ

2.1. Kullanıcı Deneyiminin Tanımı ve Önemi

Müşteri ilişkileri yönetiminin önem kazanmasıyla kullanıcı deneyimi de e-ticaretin en önemli konularından biri haline gelmiştir. Bu deneyim işletme ile kullanıcı arasında gelişen etkileşimin kalitesini ve doğasını tanımlar. Aynı zamanda bir ürün ya da hizmet ile kullanıcı ilişkisinin devam edip etmeyeceğini belirleyen önemli bir unsurdur. Kullanıcıların dâhil olduğu tüm temas noktalarındaki etkileşimin bitiminde çıkan sonuç bu deneyimi oluşturur. Kullanıcı, memnuniyet ya da memnuniyetsizlikle sonuçlanan deneyimini çevresiyle paylaştığında bu durum diğer potansiyel kullanıcıların fikrini veya tercihlerini değiştirip etkileyebilir. Bu da kullanıcı deneyiminin toplam bir değer olduğunu göstermektedir (Nielsen, Molich, & Snyder, 2000).

Kullanıcı deneyimini oluşturan temel iki unsur, kullanıcı etkileşimi ve kullanıcı arayüzüdür. Esasen bu iki unsur bir bütünün ayrılmaz parçaları gibi düşünülmelidir. Kullanıcı arayüzü elektronik ortamın veya sistemin görselliğine ve kullanılabilirliğine odaklanırken, kullanıcı etkileşimi kullanıcıların davranış biçimlerine odaklanır. Diğer bir deyişle kullanıcı arayüzü kullanıcının sistemle nasıl karşılaştığı ve sistemin kullanıcıya nasıl sunulduğu ile ilişkiliyken, kullanıcı etkileşimi kullanıcının sistemde nasıl davrandığı ve hangi adımları izlediği ile ilişkilidir (Hartson & Pardha, 2012)

2.2. Kullanıcı Arayüzü Tanımı ve Tasarımı

Kullanıcı arayüzü, kullanıcının ihtiyaç ve isteklerini karşılamak için doğrudan temasta bulunduğu, elektronik ortam veya sistemdir. Kullanıcı tarafından görülebilen donanım veya yazılımın yönlerini, kullanıcının çeşitli verilerini kontrol etmek için kullandığı mekanizmaları ifade etmektedir. Kullanıcı arayüzü tasarımı, bir arayüzün görsel açıdan kullanılabilirliğini ve teknolojik niteliklerini geliştirmeyi amaçlamaktadır. Arayüz tasarlanırken kullanılabilirlik ve teknolojik nitelik ne kadar geliştirilirse, sistemi kullanan kişinin memnuniyeti o derecede artmaktadır (Green, 1985).

Elektronik ticaret ortamlarının, kullanıcının ilgisini çekebilmesi ve sunulan ürüne merak uyandırması bir yana kullanımının kolay olması da arayüz için önemli bir konudur. Bu kavramların tamamı, kullanıcı arayüzünde en önemli unsurun tasarım olduğunu göstermektedir. Öyle ki, görsel olarak ilgi uyandıran ve kullanımı kolay olan arayüzler kullanıcılar tarafından tercih edilmektedir.

Kullanıcı arayüzü tasarımında, dikkat edilmesi gereken birkaç faktör bulunmaktadır (Tognazzini, 2014). Bu faktörler aşağıdaki gibi sıralanabilir;

- Tasarım aşamalarının belirlenmesi, tasarım planının içerdiği aşamaların belirlenmesi anlamına gelir. Tasarım aşamaları; erken tasarım, orta tasarım ve geç tasarım aşaması olarak üçe ayrılabilir. Erken tasarım aşaması arayüz tasarımından önce başlar ve tasarım kullanıcıya sunulduktan sonra da devam eder. Orta tasarım aşaması ise kullanıcıların arayüzü kullanmasıyla başlar ve kullanıcıların geri bildirimlerine kadar devam eder. Geç tasarım aşaması ise kullanıcılardan gelen geri bildirimler ile başlar ve arayüz etkin olduğu sürece devam eder.
- Tasarım maliyetleri, işletmelerin arayüz için ayırdığı bütçenin yeterli ve doğru kullanılmasını ifade etmektedir. Arayüzün tasarım maliyetlerinin belirlenmesi arayüz tasarımında önemli faktörlerden biridir.
- Arayüzün önem seviyesi, arayüzün hızlı ve etkin çalışması için önemlidir. Örneğin; hayati önem taşıyan bir sağlık sisteminin arayüzünün önem seviyesi daha kritik iken bir sanat galerisinin çevrimiçi sergi sisteminin arayüzü daha az kritiktir.
- Tahmini kullanıcı sayısı, arayüzü kullanacak kullanıcı sayısının belirlenmesi ve bu sayıya uygun arayüzün tasarlanması anlamına gelir.

- Arayüzün kullanılacağı ortamın belirlenmesi; mobil araçlar, internet siteleri gibi elektronik ortamlardan hangisi için arayüzün tasarlanacağını belirlenip elektronik ortama uygun olarak tasarlanmasıdır.
- Arayüzün hitap edeceği kullanıcı profili, arayüz tasarlanırken göz önünde bulundurulması gereken bir diğer önemli faktördür. Hitap edilen kitleye uygun bir arayüz, kullanıcı deneyimini olumlu yönde etkiler.

2.3. Kullanıcı Arayüzü Türleri

Bir kullanıcı arayüzü hem donanımsal hem de yazılımsal bileşenleri içermektedir. Yıllar içerisinde elektronik sistemlerin gelişmesiyle 5 temel kullanıcı arayüzü ortaya çıkmıştır (W3COMPUTING, t.y.).

- Bu arayüzlerden ilki, komut satırı arayüzüdür. Bir bilgisayarın kullanıcı tarafından yazılan komutlara yanıt vermesiyle çalışır. Bu bilinen en eski arayüzdür. Kullanıcı daha önce verdiği komutları hatırlamak zorunda olması nedeniyle kullanılabilirliği pek kolay değildir.
- Grafiksel kullanıcı arayüzünde simgeler, menüler, işaretçiler kullanılır. Kullanıcı ekrandaki öğeler ile etkileşime girmek için bir işaretçi kontrol eder. Bu işaretçi ile kullanıcı grafiksel simgeler, menüler gibi görsel göstergeler içeren elektronik ortam veya sistem ile etkileşime girer.
- Menü yönlendirmeli arayüz ise, basit bir menüden oluşan kullanıcı kolay bir arayüzdür. Kullanıcılar genellikle ekranda veya ekranın kenarlarında bulunan butonlar aracılığıyla elektronik ortam veya sistem ile etkileşime girer. ATM'lerde ve kiosklerde çoğunlukla bu arayüz kullanılır.
- Form temelli arayüz, kullanıcının bir elektronik ortam veya sisteme veri girmek için kullandığı metin kutuları, onay kutuları, açılır menüler ve çeşitli butonlardan oluşmaktadır. İnternet sitelerine üye olunurken doldurulan üyelik formları buna örnek olarak verilebilir.

- Doğal dil kullanıcı arayüzü kullanıcının elektronik ortam veya sistemle konuşarak etkileşime girdiği bir arayüzdür. Mobil araçlardaki ses tanıma sistemleri bu arayüze örnek olarak gösterilebilir.

2.4. Kullanıcı Arayüzünün E-Ticaret ile İlişkisi

E-ticaret ortamındaki rekabetin artmasıyla işletmeler, tüketicileri kendi alanına çekecek e-ticaret ortamları oluşturma konusuna yönelmiştir. Kullanıcı arayüzü bu aşamada tüm önemiyle ortaya çıkmaktadır. Çünkü bu elektronik ortamdaki ürün veya hizmet ne kadar mükemmel olursa olsun, arayüz tasarımı tüketicinin ilgisini çekmediği sürece hiçbir etkisi olmamaktadır. Kullanıcı arayüzü ile kullanıcının; siteye girmesi, ürün veya hizmet sunumu ile de sitede daha fazla zaman geçirmesi sağlanmalıdır. Kullanıcının, süreçten memnuniyet duymasıyla yani olumlu bir kullanıcı deneyimiyle ayrılmasıyla kullanıcı arayüzü kavramı doğru ve etkili biçimde kullanılmış olur (Egger, 2001).

2.5. Kullanıcı Etkileşiminin Tanımı ve Tasarımı

Kullanıcı etkileşimi, elektronik ortam veya sistemler ile insanlar arasındaki ilişkiyi aydınlatarak kullanıcıların elektronik ortam ve sistemleri nasıl kullandığını ifade etmektedir. Kullanıcı etkileşimi elektronik ortam veya sistemde, etkileşime maruz kalan ürün ve hizmetlerin yapısını bu ürün ve hizmetler ile etkileşime geçen kullanıcıların davranışlarını tanımlamaktadır. Bu etkileşimler incelenerek elektronik ortam veya sistem ile insan arasındaki etkileşimin kolaylaştırılması amaçlanmaktadır. Aynı zamanda etkileşimlerin incelenmesi gerçek kullanıcıların hedeflerinin, deneyimlerinin, ihtiyaç ve isteklerinin anlaşılmasına dayanmaktadır. Geniş bir açıdan bakıldığında kullanıcı etkileşimi ve tasarımı deneysel psikoloji ve bilgisayar bilimi kaynaklı insan-bilgisayar etkileşiminin bir uzantısı olarak görülmektedir (Dix, 2003). E-ticaretin amaçlarından biri de bu kullanıcı deneyimlerini pozitif yönde artırabilmektir.

Kullanıcı etkileşimi kavramsal ve davranışsal olarak iki boyutta incelenebilir. Kullanıcı etkileşiminin kavramsal düzeyi kullanıcının sistemi deneyimlemesinden önceki süreçtir. Kullanıcıların teorik olarak göstereceği davranışları tahmin ederek,

kullanıcı deneyimini en iyi haline getirecek bir etkileşim tasarım planı oluşturulmasını kapsamaktadır. Kullanıcı etkileşiminin davranışsal boyutu ise, kullanıcının tasarlanan arayüz ile etkileşime girmesiyle başlar. Kullanıcının arayüzde gerçekleştirdiği davranışları ifade etmektedir (Kasap, 2019)

Etkileşim tasarımı, kullanıcının ürün veya hizmeti tanıma aşamasına geçmesini sağlayan etkileşimlerin tasarlanmasıdır. Etkileşim tasarımının amacı, kullanıcının hedefine mümkün olan en iyi ve en kolay şekilde ulaşmasını sağlamaktır. Kullanıcı deneyimi ile karıştırılan bu kavram, sadece etkileşimleri içermektedir. E-Ticarette kullanıcı odaklı politikaların önem kazanmasıyla kullanıcıyı tıklamaya teşvik eden tasarımlar, sektörün olmazsa olmazı haline gelmiştir. Gerek kelimeleri kullanarak gerek fotoğraf ve video gibi görsel unsurlarla desteklenerek hazırlanan tasarımlar, kullanıcıya kendini özel hissettirerek dikkatini ürün veya hizmete çekmeyi hedeflemektedir (Siang, 2020).

2.5.1. Kullanıcı Etkileşimi Tasarımının Boyutları

Kullanıcı etkileşimi tasarımında 5 boyut bulunmaktadır. Bu boyutlar etkileşim tasarımının kapsamını anlamaya yardımcı olan etkenlerdir. Bu boyutlardan ilki olan kelimeler özellikle kullanıcının etkileşimde bulunduğu butonlar ve formlar gibi bileşenlerle birlikte kullanılmaktadır. Kelimeler kullanıcıya bilgi verici nitelikte olmalı fakat kullanıcının anlamasını zorlaştıracak şekilde fazla bilgi içermemelidir. Görsel sunum boyutu ise, kullanıcının etkileşime girdiği resimler, simgeler gibi grafiksel bileşenleri içermektedir. Genellikle kullanıcıya bilgi verme amaçlı oluşturulan kelimeler boyutunu desteklemek için kullanılmaktadır. Kullanılan araç ve mekân boyutu, kullanıcının hangi araçlar aracılığıyla hangi mekânda ürün veya hizmet ile etkileşime girdiğinin konusudur. Örneğin kullanıcı evinde bulunan masaüstü bilgisayardan mı yoksa bir seyahat sırasında akıllı telefonu aracılığıyla mı etkileşime giriyor gibi soruları kapsamaktadır. Zaman boyutu, video ve ses gibi zamanla değişen medya öğelerini ve kullanıcının etkileşime girdiği süreyi kapsamaktadır. Etkileşim tasarımının son boyutu ise davranış boyutudur. Bu boyut önceki boyutlardan etkilenen kullanıcıların elektronik ortam veya sistemdeki davranışlarını kapsamaktadır (Silver, 2007).

2.6. Kullanıcı Etkileşimi Türleri

Kullanıcı etkileşimi kullanıcının etkileşime geçtiği arayüze ve kullanıcının davranışlarına göre çeşitlenmektedir. Görsel ile etkileşim ve interaktif medya öğeleri ile etkileşim, kullanıcının grafiksel arayüz aracılığı ile gerçekleştirdiği etkileşim türleridir. Kullanıcının bir ürün veya hizmeti elektronik ortam veya sistemde aratması arama etkileşimi olarak adlandırılabilir. Kullanıcının ürün veya hizmetin açıklaması, yorumları gibi daha çok geri bildirim ve bilgi alma içerikli etkileşimlerine bilgi ve yorumlarla etkileşim adı verilebilir. Çeşitli butonlar ile kullanıcının ürün veya hizmetleri filtrelemesi, sıralamalarını değiştirmesine buton temelli etkileşim adı verilebilir. Kullanıcının bir elektronik ortam veya sisteme üye olması, açılır menüler, onay kutuları ile etkileşime girmesi formlar ile etkileşim olarak adlandırılabilir. Elektronik ortam veya sistemin sahibi olan taraflar açısından önemli bir etkileşim çeşidi ise, ürüne veya hizmete tıklamadır (Stone vd., 2005).

2.7. E-Ticaret ve Kullanıcı Etkileşimi İlişkisi

Kullanıcı etkileşimi, davranışsal ve psikolojik bir kavram olması sebebiyle e-ticarette sıklıkla incelenen bir kavramdır. Kullanıcıların ihtiyaçlarını karşılamak, kullanıcılara anlaşılabilir bir sistem sunmak özetle kullanıcı deneyimini en iyi haline getirmek e-ticaret sitelerinin başarısını etkileyen boyutlardan biridir. Kullanıcı etkileşimlerinin ölçümü ve bu ölçümler sonucu geliştirilen stratejiler, kullanıcı deneyimini pozitif yönde etkilemektedir. Bu ölçümlerin sonucunda kullanıcıların beklentileri ve isteklerinin yanı sıra sistemin kullanılabilirliği hakkında da bilgi edinilmektedir. Kullanıcı deneyimi analiz edilirken, genellikle kullanıcı etkileşimi temelli ölçümler kullanılmaktadır. Bu şekilde kullanıcının sistemde geçirdiği zaman, sistemi ziyaret eden toplam kullanıcı sayısı gibi birçok kullanıcı etkileşimi temelli ölçüm elde edilmektedir.

2.8. Kullanıcı Etkileşimi Temelli Ücret Modelleri

Kullanıcı etkileşimlerinin bu denli önem kazanmasının sonucu olarak işletmeler, çevrimiçi pazarlama stratejilerini bu etkileşimlere göre belirlemektedir. Öyle ki, bu durum kullanıcı etkileşimi temelli ücret modellerini ortaya çıkarmıştır

(Szetela, 2009). Bu ücret modellerinin temeli, işletmelerin hedef kitlelerine daha kolay ulaşmasını sağlayan reklamlardır. Bu dijital reklamlar aracılığıyla, işletme kullanıcılara ulaşır ve bu reklamın türüne göre, çeşitli reklam sağlayıcılarına bir ücret ödemektedir. Bu sebeple bu reklamlar işletmeler açısından bir maliyet olarak görülürken reklamı sağlayan araçlar açısından bir ücret modeli olarak görülmektedir. Bu ücret modellerinin ilki tıklama başına ücret modeli olarak adlandırılmaktadır. Genellikle aracı iş biçimiyle çalışan e-ticaret siteleri ve uygulamaları tarafından kullanılmaktadır. Aracı site veya uygulama, ürün ve hizmetlerini bu site aracılığıyla sunan işletmeleri kendi site veya uygulamasında gösterir ve bu gösterime tıklayan her kullanıcı başına işletme, aracı site veya uygulamaya belirli bir ücret öder. Böylelikle ürün ve hizmet sunan işletme, aracı site veya uygulama aracılığıyla hem reklamını yapmış hem de aracı işletmeye gelir sağlamış olur (Google, 2021). Aracı site veya uygulamalar haricinde, arama motorları aracılığıyla da çalışabilen bu model, hedef kitleye ulaşmada arama motoru optimizasyonu uygulamaları ile de çalışabilmektedir.

Bir diğer ücret modeli ise gösterim başına ücrettir. Bu model de tıklama başına ücret modeli gibi aracı site veya uygulamalar aracılığıyla gerçekleşebilir. Tıklama başına ücret modelinden farklı olarak bu modelde kullanıcıların tıklama yapması önemli değildir. Kullanıcıya ürün veya hizmetin sadece gösterilmesi ve bu gösterim başına belirli bir ücret ödenmesini kapsar. Genellikle, binlik gösterimler üzerinden ücretlendirilir. Örneğin; Reklamın 1000 gösterimine aracı site veya uygulama belirli bir ücret talep eder. İnternet reklamcılığında kullanılan en eski modellerinden biridir.

Son ücret modeli ise aksiyon veya etkileşim başına ücret modelidir. Aracı site veya uygulamanın kullanıcılara sunduğu reklamlar ile kullanıcıların bu reklamlarla etkileşime girmesini temel alır ve girilen her etkileşim sonucu aracı site veya uygulamaya ücret ödenir. Örneğin; reklamlardan satışa yönlenen bir kullanıcı ürünü satın aldığı anda bir satın alma etkileşimi gerçekleştirmiş olur. Böylelikle ürün veya hizmeti sunan taraf, aracı site veya uygulamaya belirli bir ücret öder.

Kullanıcı etkileşimi temelli bu ücret modelleri hem aracı işletmeler hem de ürün ve hizmet sunan işletmeler açısından bütçe planlamada, hızlı sonuç almada ve aynı zamanda hedef kitleye ulaşmada avantajlıdır. Bu ücret modellerinin

uygulanabileceđi birok kanal mevcuttur. Yemeksepeti, trivago gibi aracı siteler bu ücret modellerinden gelir elde etmektedir. Sosyal medyada ve arama motorlarında da kullanılabilen bu modeller dijital pazarlama ve reklamcılıkta sıklıkla tercih edilen modellerdir.



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

KULLANICI ETKİLEŞİMLERİNİN İNCELENMESİNDE

KULLANILAN YÖNTEMLER

Kullanıcı etkileşimlerinin incelenmesinde çeşitli veri analitiği teknikleri kullanılmaktadır. Bu teknikler, tez çalışması kapsamında sınırlandırılmıştır. Genel kapsamıyla ikiye ayrılan bu tekniklerden ilki tanımlayıcı tekniklerdir. Tanımlayıcı teknikler, sonuçları bilinen verilerden çeşitli bilgilerin ve örüntülerin ortaya çıkarılmasını amaçlamaktadır. Birliktelik kuralları ve kümeleme analizi bu tekniklere örnek olarak verilebilir. Diğer bir veri analitiği tekniği ise tahminleyici tekniklerdir. Tahminleyici teknikler ise sonuçları daha önceden bilinen veriler ile kurulan modeller aracılığıyla sonuçları belirli olmayan verilerin tahmin edilmesini amaçlamaktadır. Sınıflandırma ve regresyon analizi tahminleyici tekniklerdir (Akpınar, 2000).

3.1. Kümeleme Analizi

Kümeleme analizi, benzer olan örneklerin bir araya getirilmesi ve farklı olan örneklerin ise ayrıştırılmasıyla, veri setinin kümelere ayrılmasını amaçlayan bir yöntemdir. Bu yöntemde her bir küme kendi içinde homojen durumdayken, kümeler birbirleri arasında heterojen durumdadır. Kümeler içi homojenlik ve kümeler arası heterojenlik ne kadar yüksek düzeyde olursa o kadar tatmin edici bir kümeleme sonucu elde edilmektedir. Kümeleme analizinde oluşturulacak kümelerin özelliklerinin belirli olmamasının yanı sıra en uygun küme sayısının da ne olacağı kesin olarak bilinmemektedir (Dunham, 2006).

Kümeleme analizinde, daha önce de bahsedildiği gibi her bir kümenin kendi içinde homojen bir şekilde ayrılmış olması gerekmektedir. Bu durum, aynı küme içindeki örneklerin birbirleriyle benzeşmesi ve farklı kümelerdeki örneklerin birbirlerinden farklı olması gerektiği anlamına gelmektedir. Analizin uygulanması için veri setinde bulunan her bir örneğin birbirleri arasındaki benzerliğin, diğer bir deyişle birbirleri arasındaki uzaklığın ölçülmesi gerekmektedir (Silahtaroglu, 2020). Literatürde, her bir örneğin arasındaki uzaklığın ölçülmesinde kullanılan çeşitli

uzaklık ölçüleri bulunmaktadır. Yaygın biçimde kullanılan bazı uzaklık ölçülerinin formülleri, avantajları, dezavantajları Tablo 3.7.'de verilmiştir.

Tablo 3.1. Kümeleme Analizinde Kullanılan Uzaklık Ölçüleri

Uzaklık Ölçüsü	Uzaklık Ölçüsü Formülü	Avantajları	Dezavantajları
Chebyshev	$d_{cheb} = \max_{i=1,2,...,n} x_i - y_i $	• Kolay hesaplanabilir.	• Kullanımı yaygın değildir.
Hamming	$d_{ham} = \sum_{i=1}^n x_i - y_i $	• Hataları tespiti sağlayabilir.	• Yalnızca ikili düzen verilerinde kullanılabilir.
Mahalanobis	$d_{mah} = [(x_i - y_i)^T S^{-1} (x_i - y_i)]^{\frac{1}{2}}$	• Korelasyon ve ölçekleme sorunu yoktur.	• Yüksek korelasyon varsa hesaplanamaz.
Manhattan	$d_{man} = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)$	• Yaygın kullanılır. • Kolay hesaplanabilir.	• Aykırı değerlere duyarlıdır.
Minkowski	$d_{mink} = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^p \right]^{\frac{1}{p}}$	• Yüksek boyutlu verilerde veri kaybını önler.	• Hesaplama süresi uzundur.
Öklid	$d_{euc} = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$	• Yaygın kullanılır. • Kolay hesaplanabilir.	• Aykırı değerlere duyarlıdır.

Kaynak: (Shirchorshidi, Aghabozorgi, & Wah, 2015)

Öklid uzaklığı kolay hesaplanabilir olması ve yaygın kullanılması sebebiyle bu ölçülerin içinde en çok tercih edilenidir (Shirchorshidi, Aghabozorgi, & Wah, 2015). Kümeleme analizinde, kullanılan verinin türüne ve yapılacak uygulamanın amacına göre farklılık gösteren birçok yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemler, yaygın olarak bilinen şekliyle hiyerarşik ve hiyerarşik olmayan kümeleme olarak iki başlık altında toplanmıştır (Johnson & Wichern, 2007).

Hiyerarşik kümeleme yöntemleri, birleştirici ve ayrıştırıcı olarak ikiye ayrılmaktadır. Hiyerarşik kümelemenin birleştirici yöntemlerinde, başlangıçta her bir örnek bağımsız bir küme olarak değerlendirilmekte ve bu örnekler çeşitli

algoritmalarla birleştirilerek her aşamada bir üst küme oluşturulmaktadır. Hiyerarşik kümelemenin ayrıştırıcı yöntemlerinde ise başlangıçta tüm örnekler beraberce tek bir küme olarak değerlendirilmekte, daha sonrasında çeşitli ayrıştırma algoritmalarıyla alt kümeler elde edilmektedir. Hiyerarşik kümeleme yaklaşımında ağaç yapısı şeklinde tüm nesnelerin bağıntılarını gösteren dendogram diyagramı oluşturulmaktadır (Johnson S. , 1967). Hiyerarşik kümelemede sıklıkla yöntemler ise aşağıdaki gibidir;

- Tek Bağlantı Yöntemi özetle uygulamanın her adımında en kısa mesafeye sahip olan en yakın kümelerin birleştirilmesi temeline dayanmaktadır. Bu şekilde, her adımda kümeler büyütülerek kümeleme yapılmaktadır (Johnson & Wichern, 2007). Hesaplama işlemlerinin uzun sürmesi, tek bağlantı yönteminin dezavantajıdır.
- Tam Bağlantı Yöntemi ise tek bağlantı yönteminin aksine uygulamanın her adımında en uzak mesafeye sahip olan en uzak kümelerin birleştirilmesi temeline dayanmaktadır (Johnson & Wichern, 2007).
- Ortalama Bağlantı Yöntemi, karşılıklı iki küme arasındaki bütün mesafelerin ortalamasını kullanarak kümeleme analizini gerçekleştirmektedir. Bu yöntem ile tek bağlantı ve tam bağlantı yöntemlerinde elde edilen değerlerin ortasında bir değer elde edilmektedir (Johnson & Wichern, 2007).
- Ward Bağlantı Yöntemi ise Ward'ın her kümeleme işlemi ile ilişkili bilgi kaybını minimize edecek bir yöntem önermesiyle ortaya çıkmıştır (Ward Jr., 1963). Bilgi kaybının hata kareler toplamı olarak tanımlandığı bu yöntem, en kısa mesafeye sahip grupları bir araya getirmemekte, ancak çeşitliliği de fazla arttırmayan yapıları birleştirmektedir. Bu yöntemin temel amacı, mümkün olduğunca homojen kümeler oluşturmak ve zamandan tasarruf etmektir (Everitt, Landau, & Leese, 2001).

Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri ise değişkenleri hiyerarşik bir ağaç yapısında gruplamak yerine veri setindeki her bir birimi k adet kümede gruplamayı amaçlamaktadır. Buradaki küme sayısı olan k , önceden belirtilebilmekte veya kümeleme yöntemi uygulanırken sürecin bir aşaması olarak belirlenebilmektedir.

Hiyerarşik tekniklerin aksine daha basit işlemler ve daha az depolama alanı gerektirdiğinden, hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri büyük veri setlerine kolaylıkla uygulanabilmektedir (Johnson & Wichern, 2007). Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemlerinde veri setindeki birimlerin k adet kümeye ayrılması rastgele veya verilerin incelenmesi ile yapılabilmektedir. Veri setindeki birimlerin gruplanacağı küme sayısı belirlendikten sonra, her bir küme için belirlenen küme kriterleri göz önünde bulundurularak veri setindeki birimlerin hangi kümelere girebileceklerine karar verilir ve bu birimlerin kümelere atama işlemleri yapılır (Everitt, Landau, & Leese, 2001). Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri aşağıdaki süreçlerden oluşmaktadır (Gürsoy, 2009):

1. k adet küme için, k kadar küme merkezi seçilir.
2. Veri setindeki birimler hangi küme merkezine daha yakınsa, o kümeye dahil edilir.
3. Kümelerin merkez değerleri tekrar hesaplanır.
4. Küme elemanlarında herhangi bir değişiklik meydana gelmemişse kümeleme işlemi durdurulur. Eğer değişiklik meydana geldiyse ikinci adıma geri dönlür.

Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri k -Ortalamalar Yöntemi, Medoid Kümeleme Yöntemi, Bulanık Kümeleme Yöntemi gibi pek çok tekniği içerisinde barındırmaktadır. Bu yöntemlerden en sık ve yaygın şekilde kullanıma sahip olanı ise K -Ortalamalar Yöntemidir.

3.1.1. K -Ortalamalar Yöntemi ile Kümeleme Analizi

K -Ortalamalar Kümeleme Yöntemi, MacQueen tarafından sunulan (MacQueen, 1967) yaygın kullanıma sahip hiyerarşik olmayan bir kümeleme yöntemidir. Bu yöntem küme içi toplam ortalama hatayı minimize ederek çalışmaktadır. Yöntemde, k sayıda küme oluşmakta ve her kümeye ait veri seti birimlerinin ağırlıklı ortalamaları sonucunda elde edilen bir değer ortaya çıkmaktadır. Her bir küme içerisinde, hesaplanan bu değerlere en yakın olan nokta kümenin merkezi olarak kabul edilmektedir (Silahtaroglu, 2020).

K-ortalamlar yönteminin amaç fonksiyonu aşağıda tanımlanmıştır.

$$J_{KO} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k d_{ij}^2$$

Burada k küme sayısını ve n örnek sayısını göstermektedir. d_{ij}^2 , örnekler ile küme merkezleri arasındaki uzaklık ölçüsüdür. Uzaklık ölçüsü olarak genellikle Tablo 3.7.'de belirtilen ve $\|x_{ij} - v_j\|^2$; $1 \leq j \leq k$ şeklinde hesaplanan Öklid uzaklığı kullanılmaktadır. Burada x_{ij} , j . kümedeki i . nesneyi; v_j ise j . küme merkezini ifade etmektedir.

K-Ortalamlar Yönteminin aşamaları ise aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır (Özkan, 2020):

1. k adet kümeye, veri seti birimleri dağıtılır.
2. Birimler ile küme merkezleri arasındaki Öklid Uzaklığı hesaplanır. Her bir birim küme merkezine en yakın olan kümeye atanır.
3. Her bir yeni birim kümelerine dahil edildikçe, kümelerin merkezleri aşağıdaki eşitlik ile tekrar hesaplanır.

$$v_j = \sum_{i=1}^{n_j} \frac{x_{ij}}{n_j}; 1 \leq j \leq k$$

4. Yeniden atama yapılamayacak duruma gelinceye kadar ikinci adım tekrarlanır.

K-Ortalamlar tekniğinde, optimum küme sayısını belirlemek için farklı yöntemler kullanılabilmektedir. Bu yöntemlerden yaygın biçimde kullanılanı ise sezgisel bir yaklaşım olan Dirsek (Elbow) Yöntemidir (Kodinariya & Makwana, 2013). Dirsek yöntemi, iki biçimde kullanılabilmektedir. Bunlardan biri her bir k değeri için açıklanan varyansı (Goutte vd., 1999), küme sayısının bir fonksiyonu olarak grafik üzerinde göstermektir. Bir diğeri ise her bir k değeri için hata kareler toplamını (Syakur vd., 2018), küme sayısının bir fonksiyonu olarak grafik üzerinde göstermektir. Bu yöntem; açıklanan varyans ile kullanılırsa grafikteki fonksiyon yukarı ivmeyle hareket etmekte, hata kareler toplamı ile kullanılırsa grafikteki fonksiyon aşağı ivmeyle hareket etmektedir.

Herhangi bir küme için hata-kare, her bir kümeye ait birim ile kümenin merkezi arasındaki Öklid uzaklığının toplamıdır. Küme içi değişim ismi de verilen bu hata kare değeri aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$e_i^2 = \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ik} - v_j)^2$$

x_{ik} değeri, k . kümeye ait i . birimdir. Tüm kümeler için ise hata kareler, küme içi değişimlerin toplamıdır ve aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$E_k^2 = \sum_{k=1}^K e_k^2$$

Her bir küme için hata kareler toplamı hesaplandıktan sonra; yöntem optimum k değerini grafik üzerinde bükülme diğer bir deyişle dirsek oluşturan noktada göstermektedir. Dirsek oluşturan bu k değeri, seçilmesi gereken optimum küme sayısını ifade etmektedir (Yuan & Yang, 2019). Makine öğrenmesi yöntemlerinin gün geçtikçe gelişmesiyle, bazı uygulamalarda dirsek yöntemine her k değeri için hesaplama süresi de dahil edilmiştir (Sci-Kit Yellowbrick, 2019). Hesaplama süresinin de bir fonksiyon olarak grafik üzerinde gösterilmesiyle birlikte varyans veya hata kareler fonksiyonu ile bu sürenin birbirine en yakın olduğu k değerinin, optimum küme sayısı yani optimum k olarak seçilmesi söz konusu olmuştur.

3.1.2. K-Ortalamlar Yöntemi ile Yapılan Çalışmalar

Yadav ve diğerleri (2012) çalışmasında, yatay e-ticaret modeline sahip bir e-ticaret sitesinin kullanıcıların davranışlarını incelemek ve kullanıcıları segmentlere ayırmak için k -Ortalamlar yöntemini kullanmıştır. Çalışmada ele alınan e-ticaret sitesinden elde edilen yaklaşık 4000 kullanıcının gerçekleştirdiği satın alma işlemlerinin bulunduğu veri seti cinsiyet, yaş ve çevrimiçi kalma süreleri gibi tanımlayıcı bilgileri de içermektedir. Gerçekleştirilen kümeleme analizinin sonuçları incelendiğinde; 1. Kümede teknolojik ürün satın alan genç erkekler, 2. Kümede kitap ve uçak bileti satın alan ve daha uzun süre sitede kalan genç-orta yaşlı erkekler, 3. Kümede kozmetik, kitap, ev alışverişi gibi birçok ihtiyacını bu siteden karşılayan genç-orta yaşlı kadın ve erkek kullanıcılar, diğer bir kümede ise kıyafet ve çocuk

ürünleri satın alan kadınlar olduğu bulguları elde edilmiştir. Bu bulgularla birlikte e-ticaret sitesindeki müşterilerin çoğunluğunun erkek olup, çevrimiçi kalma sürelerinin 6 saat ile 17,5 saat arasında değiştiği bilgisine de ulaşılmıştır. Çalışmada elde edilen önemli bir bulgu ise yaş değişkeninin müşteri davranışını etkileyen önemli bir faktör olduğudur. Bu faktörün, e-ticarette pazar bölümlendirme de kullanılabileceği, çalışmada belirtilmiştir.

Liu ve diğerleri (2015) çalışmasında, tüketiciler arası e-ticaret modeline sahip bir e-ticaret sitesinin kullanıcılarını, k-ortalamlar tekniği aracılığıyla satın alma davranışlarına göre 6 farklı kategoriye ayırmışlardır. Çalışmada kullanılan veri setinde kullanıcıların gerçekleştirdiği her etkileşim ve işlemin detayı bulunmaktadır. Bu bilgiler ışığında; indirimleri takip eden ekonomik alıcılar, sitede çevrimiçi olarak daha uzun süre bulunan aktif alıcılar, ürünlere yapılan yorumlar ile karar veren doğrudan alıcılar, sadece belirli satıcılardan alışveriş yapan yüksek sadakatli alıcılar, indirim durumu fark etmeksizin uzun süre aynı ürünü araştıran riskten kaçınan alıcılar ve satıcı puanı ile daha çok etkileşime giren güvenilirliği ön planda tutan alıcılar şeklinde 6 segment elde edilmiştir.

Rachid ve diğerleri (2018) çalışmasında, büyük bir e-ticaret sitesinden elde edilen veriler ile kullanıcıları müşteri değerlerine göre kümelemeyi amaçlamıştır. Çalışmada müşteri değeri; ilk satın alımdan son satın almaya kadar geçen gün sayısı, bu dönem içinde gözlemlenen etkileşim sayısı ve kullanıcının harcadığı toplam para miktarı ile ölçülmüştür. K-Ortalamlar yöntemi uygulanan çalışmada, 7 küme elde edilmiştir. İlk 4 kümedeki müşterileri yüksek değere sahip müşteriler olarak tanımlanırken geriye kalan 3 kümedeki kullanıcılar olağan müşterileri olarak tanımlanmıştır. Öyle ki ilk 1. Ve 4. Kümedeki kullanıcıların harcadıkları miktarlar yüksek iken 2. Ve 3. kümede bulunan kullanıcıların e-ticaret sitesinde geçirdikleri gün sayısı uzundur. Olağan müşterilerin bulunduğu kümeler incelendiğinde ise bu kümelerdeki kullanıcıların sitede geçirdikleri gün sayısı ve sitede harcadıkları miktar fark etmeksizin etkileşimlerinin oldukça az olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu durum, etkileşimin segmentasyonda önemli bir değişken olduğunu göstermektedir.

Fathian ve diğerleri (2018) çalışmasında, İran'da faaliyet gösteren sadece temel gıda ve ev ihtiyacı ürünleri sunan dikey modellenli bir e-ticaret sitesinin kullanıcılarını kümelemeyi amaçlamıştır. Çalışmada kullanıcıların, adres ve cinsiyet gibi demografik bilgilerinin yanı sıra satın aldığı ürünler, bu ürünlerin türleri, işlem gerçekleştirme zamanı gibi bilgileri de analize dahil edilmiştir. Kümeleme analizi sonucu müşteri segmentlerinin; sadakat durumuna, cinsiyete ve şehre göre değiştiği bulgularına ulaşılmıştır.

Maheshwari ve diğerleri (2019) çalışmasında, bir e-ticaret sitesi kullanıcılarının sitede gerçekleştirdikleri işlem geçmişlerini kullanarak, bu kullanıcıların kredi skorunu tahmin etme de k-ortalamlar tekniğini kullanmıştır. Çalışmada kullanıcının satın alma sıklığı, kullanıcının satın aldığı ürünlerin fiyatları gibi nicel değişkenler; ödeme şekli ve ödeme sürecinde kullanıcının karşılaştığı sorunlar gibi nitel değişkenler kullanılmıştır. Uygulanan kümeleme analizi sonucunda satın alma sıklığı fazla olan ve ürünlere daha çok para harcayan yani kredi skoru yüksek olan mükemmel kullanıcılar, kredi skoru ortalamanın üstünde olan iyi kullanıcılar, satın alma sıklığı ne fazla ne de az olan kredi skoru ortalama olan ortalama müşteriler, satın alma sıklığı oldukça düşük ve ödeme sürecinde çoğunlukla ödemesi iptal olan kötü kullanıcılar şeklinde 4 farklı küme elde edilmiştir.

3.2. Yeniden Örnekleme Yöntemleri

Belirli bir sınıfın diğer sınıflara oranla daha az temsil edilmesi durumunda sınıf dengesizliği problemi ortaya çıkmaktadır. Sınıf dengesizliği problemi, sınıflandırma analizinde azınlıkta olan sınıfın görmezden gelinmesiyle yapılacak olan bu analizin performansını ve güvenilirliğini olumsuz yönde etkilemektedir. Sınıf dengesizlik oranı ise aşağıdaki eşitlik ile hesaplanmaktadır.

$$Dengesizlik Oranı = \frac{N_{\text{çoğunluk}}}{N_{\text{azınlık}}}$$

Burada $N_{\text{çoğunluk}}$, çoğunluk sınıfında yer alan örnek birimlerinin sayısını; $N_{\text{azınlık}}$ ise azınlık sınıfında yer alan örnek birimlerinin sayısını ifade etmektedir. Dengesizlik oranı 1 olduğunda, tam olarak dengeli bir veri setine sahip olunmaktadır.

Eğer dengesizlik oranı 1'den büyükse dengesiz bir veri setine sahip olunduğu söylenebilir. Bu değer ne kadar büyürse, veri setinin dengesizlik boyutu o derece büyük olmaktadır. Yüksek bir dengesizlik oranı, sınıflandırma analizinin uygulanmasını zorlaştırmakla beraber sonuçların yanlış yorumlanmasına sebep olabilmektedir (Zhu, Guo, Xue, 2020).

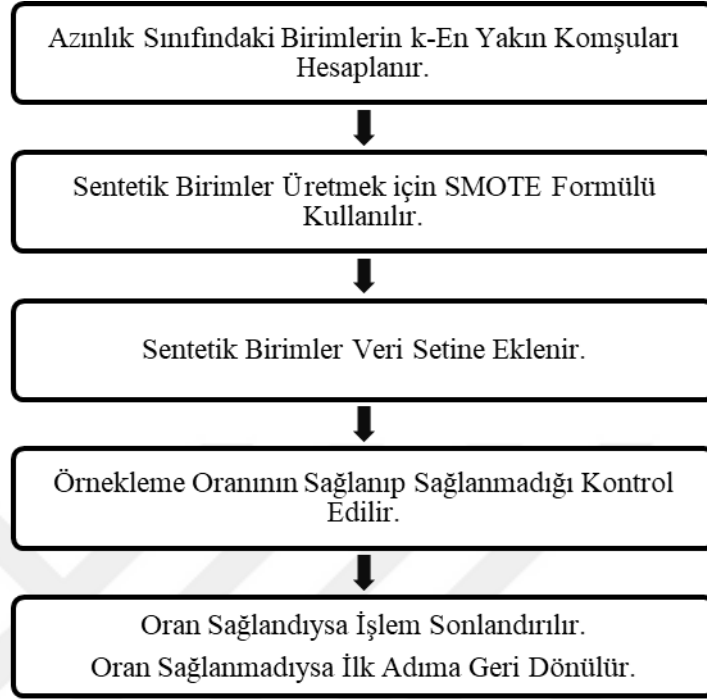
Böyle durumlarda veri setlerindeki sınıf dengesizliği problemini ortadan kaldırmak için hem algoritma hem de veri seti seviyelerinde bir dizi yöntemler kullanılmaktadır. Algoritma düzeyindeki yöntemler, sınıf dengesizliğine karşı koymak için kullanılan algoritmalarda çeşitli düzenlemeler yapmaktadır (Kotsiantis vd., 2006). Veri seti düzeyindeki yöntemler ise, Alt Örneklem (under-sampling) ve Aşırı Örneklem (over-sampling) olmak üzere alt kategorilere ayrılan Yeniden Örneklem yöntemleridir (Yap vd., 2013). Alt Örneklem, veri setinde çoğunlukta olan sınıfı azınlıkta olan sınıfa sayıca yaklaştırmak Aşırı Örneklem ise azınlıkta olan sınıfı çoğunlukta olan sınıfa sayıca yaklaştırmaktadır (Chawla, 2009).

Rastgele Alt Örneklem (Random Under-sampling) yöntemi, veri setindeki çoğunluk sınıfı, sınıflar arasındaki oran istenen seviyeye gelene kadar rastgele eleme şeklinde çalışmaktadır. Bu yöntem, veri kümesindeki dengesizliği hafifletmek için kullanılan en eski alt örneklem yöntemlerinden biridir fakat potansiyel olarak yararlı veya önemli olabilecek veri örneklerini de eleyebilmektedir (Liu, 2004).

Rastgele Aşırı Örneklem (Random Over-sampling) yöntemi, yeniden örneklemede sıklıkla kullanılan bir yaklaşımdır. Bu yöntemde azınlık sınıfından üyeler rastgele seçilmekte, rastgele seçilen bu üyeler daha sonra kopyalanarak yeni bir veri setine eklenmektedir. Rastgele Aşırı Örneklem yöntemi uygulanırken rastgeleliğin bozulmaması için yeni veri setinden değil orijinal veri setinden rastgele örneklerin seçilmesine dikkat edilmelidir (Liu, 2004).

Aşırı Örneklem yöntemlerinden bir diğeri ise yaygın kullanıma sahip olan Sentetik Azınlık Aşırı Örneklem (Synthetic Minority Over-Sampling Technique-SMOTE) yöntemidir (Chawla vd., 2002). Bu yöntem, azınlıkta olan sınıfın örnek sayısını sentetik olarak arttırarak, sınıflar arası dağılımın dengeli bir yapıya sahip olmasını sağlamaktadır.

Şekil 3.1. SMOTE Yönteminin Adımları



Şekil 3.2.'de adımları verilen yöntem, azınlık sınıfında (A) bulunan her birimin ($x \in A$) yine azınlık sınıfı içerisinde yer alan en yakın k komşusunu Öklid uzaklığına göre belirler. Azınlıkta olan sınıfın çoğunlukta olan sınıfa dengeleme oranına göre belirlenen sayıda bu k en yakın komşu içerisinde rastgele komşular seçtikten sonra, aşağıda yer alan eşitlik ile:

$$x_{SMOTE} = x + (x - x_{eyk}) * rand(0,1)$$

Her bir komşu ile seçilen örnek arasındaki farklılıkları $(x - x_{eyk})$ ölçer. Elde edilen bu ölçüm değerleri 0 ile 1 aralığında bir sayı $[rand(0,1)]$ ile çarpılır. Bu değer ise başta seçilen örneğe eklenerek seçilen örnek ile komşusu arasındaki değerlere sahip yeni bir sentetik örnek oluşur (Hoens & Chawla, 2013).

Rastgele Alt Örnekleme yöntemi daha düşük hesaplama maliyetlerine sahip olmasına rağmen Rastgele Aşırı Örneklemenin, Rastgele Alt Örneklemeyle karşılaştığında, bu yöntemin hiçbir bilgi kaybına yol açmaması olarak belirtilmiştir. Ancak Rastgele Aşırı Örnekleme, azınlık sınıfta olan örnekleri kopyalayarak sınıf dengesizliğini ortadan kaldırmayı amaçladığından aşırı uyum sorununu ortaya

çıkarmaktadır. Aşırı uyum olasılığının artması durumu analizin performansını ve güvenilirliğini olumsuz yönde etkilemektedir. Bu durumda, örneklerin kopyalanmasından ziyade sentetik örnekler üretilmesi diğer bir deyişle SMOTE yönteminin kullanılması, Rastgele Aşırı Örneklemenin neden olduğu aşırı uyum sorununu azaltmakta ve herhangi yararlı bir bilgi kaybı olmamasını sağlamaktadır. SMOTE yöntemi değişken sayısı çok fazla olan veriler için yüksek hesaplama maliyetlerine sebep olacağı için bu tür verilerde çok etkili bir yeniden örnekleme yöntemi olarak görülmemektedir (Krawczyk, 2016; Tripathi, 2020).

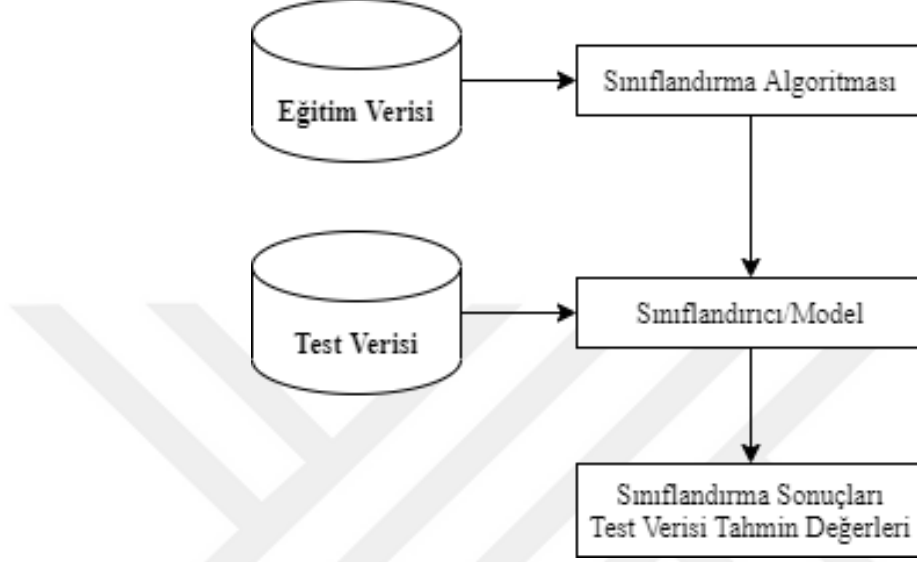
Thabtah ve diğerlerinin yaptığı çalışmada, Rastgele Alt Örnekleme ve SMOTE yöntemleri kullanılarak birçok farklı veri setindeki sınıflar arası dengenin optimum değerinin bulunması amaçlanmıştır. Yapılan çalışmanın bulguları incelendiğinde her iki yöntemde de sınıflar arası denge yaklaşık %70-%30 olduğunda sınıflandırmanın performansının ve doğruluğunun en yüksek seviyede olduğu, sınıflar arası denge oranlarının ise birbirine yaklaştıkça sınıflandırmanın performansının ve doğruluğunun düştüğü sonucu elde edilmiştir. Aynı zamanda bu çalışmada SMOTE yöntemi Rastgele Alt Örneklemeye kıyasla daha iyi sonuçlar vermiştir (Thabtah vd., 2020). Bununla beraber Zhu, Baesens ve diğerlerinin yaptığı iki çalışmada, farklı veri setleri üzerinde optimum (çoğunluk:azınlık) denge oranını bulmayı amaçlamışlardır. Her iki çalışmanın bulguları incelendiğinde, sınıf dağılımının eşit olmasının gerekli olmadığını ve 3:1 dengesizlik oranının (çoğunluk:azınlık) örnekleme yöntemleri için iyi bir seçenek olduğunu göstermektedir (Baesens vd., 2017; Zhu vd., 2018)

3.3. Sınıflandırma Analizi

Tahminleyici bir teknik olan sınıflandırma, makine öğrenmesinde gözetimli öğrenme tekniklerinden birisidir. Sonuçları daha önceden bilinen veriler ile kurulan modeller aracılığıyla sonuçları bilinmeyen verilerin tahmin edilmesini amaçlamaktadır. Bu sebeple, elde edilen sonuçların değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu değerlendirme yapılırken elde bulunan veri seti, eğitim ve test olarak ikiye ayrılmaktadır. Eğitim verisinde kullanılan sınıflandırma algoritması eğitilirken, test verisinde eğitilen bu algoritma tahmin gerçekleştirmektedir. Sonrasında ise tahmin sonuçları ile gerçek değerler karşılaştırılarak başarı ölçümü yapılmaktadır (Bruce vd.,

2020:195). Şekil 3.1.'de sınıflandırma analizinin genel çalışma prensibi görülmektedir.

Şekil 3.2. Sınıflandırma Analizinin Genel Çalışma Prensibi



Sınıflandırma tekniğinde istatistiksel veya makine öğrenmesi temelli birçok yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemler, daha önceden belirli olan bir sınıfın tahmin etme işlemini gerçekleştirirken bağımsız değişkenlerin, tahmin edilecek sınıfa etkisinin incelenmesi temeliyle çalışmaktadır (Akpınar, 2014). Bahsedilen bu sınıflandırma yöntemleri; Karar Ağacı Modelleri, İstatistik Temelli Modeller, Mesafe Temelli Modeller, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makineleri ve Topluluk Öğrenmesi Temelli Modeller şeklinde birçok kategori altında toplanmaktadır (Silahtaroglu, 2020; Zhang & Yunqian., 2012).

Karar Ağacı Modelleri, bir ağaç yapısı şeklinde sınıflandırma modelleri oluşturarak çalışmaktadır. Bu tür modellerde, bir veri kümesi giderek daha küçük alt kümelerle ayrılırken aynı zamanda bir karar ağacı aşamalı olarak geliştirilmektedir. Sonuç olarak karar düğümleri ve yaprak düğümleri olan bir ağaç ortaya çıkmaktadır. Bir karar düğümünün iki veya daha fazla dalı olmakla birlikte yaprak düğüm bir sınıflandırmayı veya kararı temsil etmektedir (Tan, 2006). Bir karar ağacında, en üstteki karar düğümü, kök düğüm adı verilen en iyi tahmin ediciye karşılık gelmektedir. Bu tür modeller hem kategorik hem de sayısal verileri işleyebilmektedir (Maindonald, 2012).

İstatistik Temelli Modeller, çeşitli istatistiksel yöntemler veya fonksiyonlar ile sınıflandırma işlemini gerçekleştirmektedir (Silahtaroglu, 2020). Bayes teoremine dayalı olasılık koşulları ile sınıflandırma gerçekleştiren Naive Bayes (Dean, 2014) ve lojistik bir fonksiyon ile ilişkileri ortaya koyarak çalışan Lojistik Regresyon (Larose, 2006) bu tür istatistik temelli modellerin en sık kullanılanlarıdır.

Mesafe Temelli Modeller, veri kümesinde örneklerin birbirlerine olan mesafeleri ile sınıflandırmayı gerçekleştirmektedir. Mesafe hesaplanırken birçok farklı ölçüt kullanılmakla beraber bunların içinde en sık kullanılanı Öklid uzaklığıdır (Silahtaroglu, 2020). Mesafe Temelli Modellerden en sık kullanılanı ise k-En Yakın Komşu (k-NN) yöntemidir. Bu yöntemde hesaplanan uzaklıklara göre belirlenen komşuluk ilişkileri ile veri örnekleri, kendisine en yakın komşunun bulunduğu sınıfa atanmaktadır (Akpınar, 2014). Yöntemde k değeri belirlendikten sonra sınıf ataması yapılmaktadır.

Yapay Sinir Ağları, insan beyninden ilham alınarak ortaya konulan modeller bütünüdür. Yapay sinir ağları doğrusal olmayan modeller olduğundan yanlılığı düşük olan modellerdir. Standardize edilen örneklerle önceden belirlenen ağ akışına göre bir çıktı ürettiği için yapay sinir ağları değişkenleri ağırlık temelli bir ilişkiyle sınıflandırma işlemine tabi tutmaktadır. Multi-layer Perceptron (MLP - Çok Katmanlı Algılayıcı) yapay sinir ağlarında en çok kullanılan modellerden biridir. Çok Katmanlı Perceptron, ileri beslemeli (feed forward) bir yapay sinir ağıdır. Girdi katmanları, gizli katmanlar ve bir çıktı katmanından oluşmaktadır. Girdi katmanı dışındaki katmanlar doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonu kullanmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu, girdi ve çıktı katmanları arasında eğrisel bir eşleşme sağlayarak nöronların ağırlıklarını değiştirip sınıflandırma işlemini gerçekleştirmektedir (Öztemel, 2003).

Destek Vektör Makineleri, yapısal risk minimizasyonuna dayalı çalışan bir sınıflandırma yöntemidir (Vapnik, 1999). Destek vektör makinelerinin amacı, N boyutlu bir uzayda (N - *öznitelik sayısı*) veri noktalarını belirgin bir şekilde sınıflandıran bir karar sınırı (hiperdüzlem) bulmaktır. Öyle ki, bu yöntemde amaç, ikili sınıflandırma problemleri göz önünde bulundurulduğunda her iki sınıfın veri noktaları arasındaki maksimum mesafeye sahip bir karar sınırı bulmaktır. Böylelikle, bu yöntem

karar sınırına göre sınıflandırma işlemini gerçekleştirmektedir (Soman, Loganathan ve Ajay, 2011).

Makine öğrenmesi yöntemlerinin gelişimiyle halihazırda bulunan yöntemler üzerinde kullanılan çeşitli güncel teknikler ortaya çıkmıştır. Stokastik Gradyan İniş (SGD)-Stochastic Gradient Descent) yöntemi yapay sinir ağlarıyla birlikte kullanılarak aktivasyon ve maliyet fonksiyonlarının daha etkili çalışmasını sağlayarak sıklıkla kullanılan tekniklerden biri haline gelmiştir. Stokastik Gradyan İniş (SGD), bir maliyet (kayıp) fonksiyonunu minimize eden parametrelerin/fonksiyonların katsayılarının değerlerini bulmak için kullanılan bir optimizasyon yöntemidir (Ruder, 2016). Diğer bir deyişle, Destek Vektör Makineleri ve Lojistik Regresyon gibi sınıflandırma tekniklerinde kullanılarak kayıp fonksiyonlarını minimize etmeyi sağlamaktadır (Zhang, 2004). Her bir veri kümesi örneği için maliyet fonksiyonunu minimize etmesi ve uygulama yapılan ortamda hafıza kullanmaması sebebiyle günümüzün yüksek boyutlu büyük veri kümelerinde başarıyla uygulanmaktadır (Bottou, 2010).

Bununla beraber, Topluluk Öğrenmesi (Ensemble Learning) kavramı sınıflandırma tekniklerinde popülerlik kazanmıştır. Bu kavram, elde edilen sonuçlar bağlamında öğrenme performansının artırılması amacıyla farklı algoritmaların birlikte kullanılmasını ifade etmektedir. Topluluk öğrenmesi yöntemleri, bir problemi çözmek için tek bir sınıflandırıcı yerine birkaç sınıflandırıcıyı eğitip onları birleştirerek çalışmaktadır. Aynı zamanda bu yöntemler, zayıf sınıflandırıcılara odaklanarak bu zayıf sınıflandırıcılardan güçlü bir sınıflandırıcı oluşturmayı amaçlamaktadırlar (Zhou, 2012). Topluluk öğrenmesi yöntemleri, temelde bagging, boosting ve stacking olmak üzere üç kategoride toplanmaktadır.

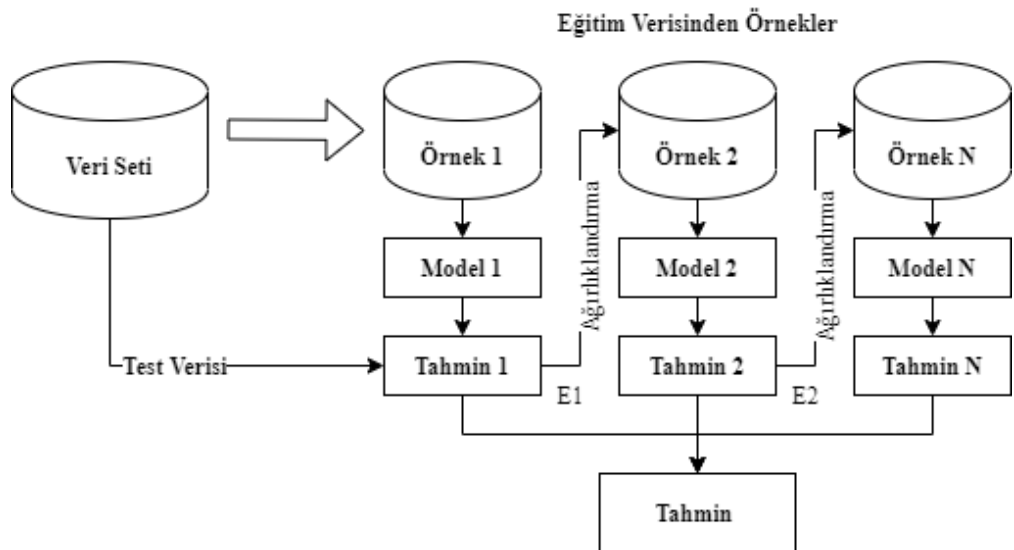
Bagging (torbalama) yönteminde sınıflandırıcılar birbirlerine paralel olarak fakat birbirlerinden bağımsız olarak çalışmaktadır, bu sebeple sınıflandırıcılar birbirlerinden etkilenmemektedir. Yöntemde öncelikle, orijinal veri setinden elde edilen iadeli alt örneklemelerine sınıflandırma uygulanarak sınıflandırma sonucu elde edilen tahminler birleştirilir. Böylelikle her alt örneklemde elde edilen modellerin

tahmin sonuçlarının birleştirilmesiyle sınıflandırma işlemi gerçekleşmiş olur (Bilgin, 2018).

Stacking (yığılma) yönteminde veri seti en az iki parçaya bölünerek temel sınıflandırıcı adı verilen farklı sınıflandırma yöntemleriyle tahminler gerçekleştirilmektedir. Daha sonra ise önceki adımdaki elde edilen sonuçlar çıktı olarak alınırken, yine önceki adımdaki tahminler tekrar girdi olarak alınmaktadır. Böylelikle doğru tahminler elde tutulurken, her bir tahmin değeri üzerinde sınıflandırma işlemi tekrar gerçekleştirilmekte ve daha yüksek doğruluğa sahip sınıflandırma modeli oluşturulmaktadır (Dzeroski & Zenko, 2004).

Boosting (arttırma) yöntemleri, zayıf sınıflandırıcıları güçlü sınıflandırıcılara dönüştürmektedir. Boosting (arttırma) yöntemleri, bagging (torbalama) yönteminden farklı olarak veri setinden elde edilen ağırlıklandırılmış örneklemelere sınıflandırma yöntemini uygulamaktadır. Her sınıflandırma modeli için kendisinden önce çalışan modelin başarısını göz önünde bulundurarak, zayıf sınıflandırıcılara odaklanmış şekilde çalışmaktadır. Böylelikle bu yöntemde sınıflandırıcılar birbirlerine paralel olarak ve birbirlerine bağımlı olarak çalışmaktadır. Bu sebeple sınıflandırıcılar, kendilerinden önce kurulan modeldeki sınıflandırıcılardan etkilenmektedir (Silahtaroglu, 2020).

Şekil 3.3. Boosting (Arttırma) Yönteminin Aşamaları



Şekil 3.3.'e bakıldığında, Boosting (arttırma) yöntemi, sınıflandırma sürecinin başında veri setini örneklerle bölerek tek bir model oluşturur. Sonrasında doğruluğun az olduğu veya hiç elde edilemediği örneklerin ağırlıklarını arttırarak ikinci bir model oluşturmaktadır. İkinci modelde ise birinci modelin tahmin etmede başarısız olduğu örneklerle, örneklerin ağırlıklarının arttırılması biçimiyle, odaklanarak başka bir model oluşturmaktadır. Böylelikle en iyi sınıflandırma performansını elde edene kadar süreç devam etmektedir (Jankowski vd., 2011).

Boosting (Arttırma) süreci matematiksel olarak ifade edilirse ; öncelikle veri setinden alınan her bir örneğe, $D_t^1 = 1/n$, eşit ağırlıklar verilir. En yüksek doğruluk değeri elde edilene kadar yapılan her bir denemede dağılım aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır.

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} * e^{\pm \alpha_t} \begin{cases} \text{eğer } i. \text{ birim doğru sınıflandırıldıysa } e^{-\alpha_t} \\ \text{eğer } i. \text{ birim yanlış sınıflandırıldıysa } e^{\alpha_t} \end{cases}$$

Buradaki, $t = (1, 2 \dots T)$ olacak şekilde Z_t değeri normalizasyon faktörünü ifade etmektedir. Başlangıçta $[\sum_{i=1}^m D_{t+1} = 1]$ olacak şekilde seçilmektedir. Kurulacak her yeni modelde, sınıflandırıcıların ağırlıkları (α_t) ise aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır.

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right)$$

Boosting (arttırma) yöntemi sonrası her bir zayıf öğrenici için elde edilecek tahmin değeri ise:

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Buradaki h_t değeri sınıflandırıcıyı temsil etmektedir (Dixit, 2017).

3.3.1. Sınıflandırma Analizinde Değerlendirme Yöntemleri

Sınıflandırma analizinde sonuçlar değerlendirilirken tahmin sonuçları ile gerçek değerler karşılaştırılmaktadır. Bu değerlendirme yapılırken eğitim ve test olarak ikiye ayrılan veri setinin test parçası kullanılmaktadır. Genellikle eğitim ve test verisi %70-%30 veya %80-%20 olacak şekilde ikiye ayrılmaktadır. Bununla beraber, sınıflandırma analizinin, güvenilirliğini arttırmak ve başarısını ölçmek için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır.

3.3.1.1. Sınıflandırma Analizinde Çapraz Doğrulama

Sınıflandırma analizinde çapraz doğrulama, analizin güvenilirliğini arttırmak için kullanılmaktadır. K-Katlamalı Çapraz Doğrulama bu yöntemlerden biridir. Bu yöntem veri setini k kadar parçalara bölerek, her denemede $k - 1$ kadar parçayı eğitim verisi olarak kullanmaktadır (Bilgin, 2018). N boyutlu veri setinde, k kadar, katlamalı çapraz doğrulama kullanıldığında;

- İlk denemede, 1. alt parça test verisi olarak ayrılır. Geriye kalan, $k - 1$ alt parça ise eğitim verisi olarak kullanılır.
- Bu işlem k kadar tekrarlanır. Her denemede, farklı bir alt parçadan test verisi seçilerek, geriye kalan $k - 1$ alt parça eğitim verisi olarak kullanılır.
- Elde edilen k kadar test verisine ait sonuçların ortalaması alınır ve işlem sonlandırılır.

3.3.1.2. Sınıflandırma Analizinin Performans Ölçümü

Sınıflandırma analizinde elde edilen modelin başarı performansı ölçmek için ise çeşitli ölçütler kullanılmaktadır. Bu ölçütler; Doğruluk, Duyarlılık, Kesinlik ve F1 Skoru şeklinde sıralanabilir. Bu ölçütler Karmaşıklık Matrisi adı verilen bir matristen hesaplanmaktadır (Kılınç & Başegmez, 2019). Karmaşıklık Matrisinde, hedef değişkenin gerçek değeri ile tahmin sonucunda elde edilen değeri Şekil 3.4.'teki gibi karşılaştırılmaktadır.

Şekil 3.4. Karmaşıklık Matrisi

	Tahmin Pozitif	Tahmin Negatif
Gerçek Pozitif	<i>Doğru Pozitif (DP)</i>	<i>Yanlış Negatif (YN)</i>
Gerçek Negatif	<i>Yanlış Pozitif (YP)</i>	<i>Doğru Negatif (DN)</i>

Karışıklık matrisinde, *DP*: Gerçekte pozitif olan ve pozitif olarak sınıflandırılan, *YP*: Gerçekte negatif olan ve pozitif olarak sınıflandırılan, *DN*: Gerçekte negatif olan ve negatif olarak sınıflandırılan, *YN*: Gerçekte pozitif olan ve negatif olarak sınıflandırılan olarak tanımlanmaktadır. Karmaşıklık matrisi ile doğruluk, kesinlik, duyarlılık, F1 skoru hesaplanabilmektedir (Kılınç & Başeğmez, 2019).

Doğruluk değeri, pozitif ve negatif sonuçların toplam gözlem sayısına oranını ifade etmektedir. Diğer bir deyişle doğru sınıflandırılan sonuçların tüm sonuçlara bölünmesi ile elde edilmektedir. Aşağıda, doğruluk değerinin formülü yer almaktadır.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN}$$

Dengesiz veri setlerinde doğruluk değerinin tek başına kullanılması yanıltıcı olabilmektedir. Bu tür veri setlerinde, sınıflandırma analizi çoğunlukta olan sınıfa doğru bir kayma göstermektedir, bu sebeple azınlıkta olan sınıfın doğru tahmin edildiğinden emin olunamamaktadır.

Duyarlılık değeri; gerçekte pozitif olan ve uygulamada da pozitif olarak sınıflandırılan gözlem sayısının, gerçekte pozitif olan ve tahmini değeri de pozitif ve negatif olan gözlem sayılarının toplamalarının oranını ifade etmektedir. Aşağıdaki formülde duyarlılık değerinin formülü yer almaktadır.

$$\text{Duyarlılık} = \frac{DP}{DP + YN}$$

Gerçekte pozitif olan ve pozitif olarak sınıflandırılan gözlem sayısı arttıkça duyarlılık değeri de artmaktadır.

Kesinlik değeri, gerçekte pozitif olan ve uygulamada da pozitif olarak sınıflandırılan gözlem sayısının, tahmin değeri pozitif olan tüm gözlemlere oranını ifade etmektedir. Aşağıdaki formül ile hesaplanmaktadır.

$$Kesinlik = \frac{DP}{DP + YP}$$

F1 Skoru, kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalaması ile elde edilen bir ölçüt olmakla beraber aşağıdaki formül ile hesaplanmaktadır.

$$F1\ Skoru = 2 * \frac{duyarlılık * kesinlik}{duyarlılık + kesinlik}$$

F1 skoru, 0 ile 1 arasında değer almaktadır ve değer 1'e yaklaştıkça skurun iyi olduğu görülmektedir. Dengesiz veri setlerinde hatalı bir model seçimi yapmamak adına F1 Skoru değerlendirme ölçütleri arasında önemli bir yere sahiptir.

3.3.2. Ekstrem Gradyan Arttırma Yöntemi ile Sınıflandırma Analizi

Ekstrem Gradyan Arttırma (XGBoost) Yöntemi, gradyan arttırma (gradient boosting) yöntemini temel alan ve bu yöntemin düzenlileştirmiş bir versiyonunu kullanan bir boosting yöntemidir. Gradyan arttırma yöntemi, bir boosting (arttırma) yöntemi olması sebebiyle zayıf sınıflandırıcılara odaklanmaktadır, öyle ki zayıf sınıflandırıcılara odaklanırken kaybın en aza inmesi için gradyan iniş (gradient descent) yöntemini kullanmaktadır (Schapire & Freund, 2012). Ağaç temelli olarak çalışan gradyan arttırma yönteminde öncelikle bir ağaç oluşturulmakta ve bu ağacın tahminde yaptığı hatalar bulunmaktadır. Bu hata değerleri üzerinde tekrar bir ağaç modeli kurulduktan sonra hataları minimize etmek için gradyan iniş yöntemi kullanılmakta ve ilk adımda bulunan ağaca hataları daha düşük yeni bir ağaç eklenmektedir. Bu süreç tahminin hatası en düşük oluncaya kadar devam etmektedir (Dixit, 2017).

Ekstrem Gradyan Arttırma (XGBoost) Yöntemi ise gradyan arttırma temeline dayanan, ilk olarak Friedman tarafından 2002 yılında önerilen bir yöntemdir. Daha sonrasında ise Chen ve Guestrin 2016 yılında geliştirilerek sunulmuştur (Chen &

Guestrin, 2016). Bu yöntem tıpkı gradyan arttırma yöntemi gibi çalışmakta fakat bir düzenlileştirme tekniği kullanıp modelde oluşturulan ağaçların karmaşıklığını kontrol ederek daha üstün bir performans elde etmeyi amaçlamaktadır. Öyle ki ekstrem gradyan arttırma yöntemi, zayıf sınıflandırıcılara odaklanma aşamasında kaybın en aza inmesi için gradyan iniş (gradient descent) yöntemini kullanmakla beraber bir düzenlileştirme yöntemi de kullanarak aşırı uyum (overfitting) sorununu da engellemektedir. Bu yöntemin diğer avantajları ise; kayıp değerleri işlemede yapısında gömülü bir yöntem kullanması, zayıf sınıflandırıcıya odaklandığı her modelde çapraz doğrulama işlemine izin vermesi ve aşırı bellek kullanımına engel olması şeklinde sıralanmaktadır (Patrous, 2018).

Ağaç temelli çalışan Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemi, örnek boyutu n ve değişken boyutu m olan bir veri setinde, $D = \{(x_i, y_i)\} (|D| = n, x_i \in R^m, y_i \in R)$, tahminlerin yapılması için aşağıdaki fonksiyonu kullanır (Chen & Guestrin, 2016).

$$\hat{y}_i = \Phi(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(y_i), f_k \in F$$

Buradaki F ağaç temelli algoritmayı ifade ederken f_k zayıf sınıflandırıcıları, K ise zayıf sınıflandırıcıların sayısını ifade etmektedir. Yöntem, öğrenme aşamasında aşağıdaki amaç fonksiyonunu minimize etmeyi amaçlamaktadır.

$$L(\Phi) = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k)$$

Amaç fonksiyonunda l türevlenebilen kayıp fonksiyonunu, Ω ise aşırı öğrenmeyi engelleyen düzenlileştirme terimini ifade etmektedir. Kurulacak olan model bir Boosting (arttırma) yöntemini içerdiğinden sınıflandırıcılar birbirlerine paralel ve bağımlı olarak çalışacaktır. Bu sebeple, $\hat{y}_i^{(t)}$, t . denemede i . örneğin tahmini olacak şekilde, f_t 'nin amaç fonksiyonuna eklenmesi gerekmektedir. Böylelikle amaç fonksiyonu aşağıdaki gibi olacaktır.

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t)$$

Amaç fonksiyonun ise hızlı bir şekilde optimize edilmesi için Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemi, ikinci dereceden yaklaşımı kullanmaktadır. Buna göre amaç fonksiyonu düzenlenirse aşağıdaki gibi olacaktır.

$$L^{(t)} \cong \sum_{i=1}^n \left[l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \Omega(f_t)$$

Bu eşitlikte ise g_i ve h_i değerleri, gradyan istatistiklerini temsil etmektedir. Daha basit bir amaç fonksiyonu elde etmek amacıyla t . adımda sabit terim eşitlikten çıkartılarak aşağıdaki eşitlik elde edilir.

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n \left[g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right] + \Omega(f_t)$$

Daha sonrasında istenirse Ω değeri eşitlikte içeri dağıtılabilir. Yapılan her denemede bir önceki modelin tahmin etmede başarısız olduğu örneklerin ağırlıkları arttırılarak yeni modeller oluşturulur. En iyi sınıflandırma performansını elde edilene kadar güncel model ile bir önceki model arasındaki farklar karşılaştırılır .

3.3.3. Ekstrem Gradyan Arttırma Yöntemi ile Yapılan Çalışmalar

Ekstrem Gradyan Arttırma (XGBoost) yönteminin günümüzde oldukça popüler olması ve birçok yarışmada üstünlük elde etmesi, literatürde bu yöntem ile yapılmış olan çalışmaların da sayısını arttırmıştır.

XingFen ve diğerleri (2018) çalışmalarında, kullanıcıların satın alma davranışlarını tahmin etmek amacıyla çalışmada kullanılan veri seti üzerinde XGBoost yöntemini yığılmalı olarak Lojistik Regresyon yöntemi ile kullanmış ve %69'luk bir F1 Skoru elde etmişlerdir. Daha sonrasında ise veri setine öncelikle K-Ortalamlar yöntemini uygulayarak kullanıcıları kümelemişlerdir. Her bir küme için tekrar XGBoost yöntemini yığılmalı olarak Lojistik Regresyon yöntemi ile kullanmış ve %84'lük bir F1 skoru elde etmişlerdir. Böylelikle kümeleme analizi ile sınıflandırmanın doğruluğu %15 arttırılmıştır. Bu çalışmada kullanılan veri setinde bir e-ticaret sitesinin yaklaşık 105.000 kullanıcısının yaş, cinsiyet gibi demografik bilgilerinin yanı sıra etkileşime geçtikleri ürünler ve bu ürünlerin yorumları da yer almıştır.

Li ve diğerleri (2019) çalışmasında, bir e-ticaret sitesinin kullanıcılarına kişiselleştirme yapabilmesi amacıyla bir model geliştirmiştir. Bu çalışmada, sıralama modelleri kullanılmış böylelikle hem kullanıcı hem de ürün bazlı sıralama tahminlerinde bulunulmuştur. Veri seti bağlamında ise kullanıcının satın alma gücü ve tıklama oranı gibi değişkenler türetilmiş, bununla beraber modelde kullanıcıların çeşitli bilgileri de kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemi %85,2 oranında doğru tahminlerde bulunmuştur.

Yang ve diğerleri (2019) çalışmalarında, kullanıcıların inceleme puanlarını etkin bir şekilde tahmin etmek ve kullanıcı davranışlarını analiz etmek için bir model oluşturmayı amaçlamışlardır. Çalışmada bir çevrimiçi araç kiralama sitesinin kullanıcılarının çeşitli bilgileri bağımsız değişken ve bu kullanıcıların değerlendirmeleri ise bağımlı değişken olarak ele alındıktan sonra Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemine dayalı bir kullanıcı derecelendirme tahmin modeli oluşturulmuştur. Öyle ki çalışmada Ekstrem Gradyan Arttırma, Lojistik Regresyon ve Rastgele Orman (Random Forest) yöntemleri karşılaştırıldığında, Ekstrem Gradyan Arttırma modelinin daha güvenilir tahminler yaptığı görülmüştür.

Yu ve diğerleri (2020) çalışmalarında, bir e-ticaret platformunun gelir modeline öneride bulunmak için kullanıcı satın alma davranışlarını Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemiyle tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada kullanılan veri seti, Japonya'daki bir e-ticaret sitesi kullanıcılarının kişisel bilgilerini, ürün bilgilerini ve ürünle kullanıcı etkileşim bilgilerini bulunduran 70 farklı değişken içermektedir. Uygulamanın sonucunda, %89,6 doğruluk değeri elde edilmiştir.

Liu ve Song (2020) çalışmalarında, Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemine dayalı bir e-ticaret platformu için tüketici satın alma tahmin modeli oluşturmayı amaçlamışlardır. Çalışmada bir e-ticaret sitesinin 12.330 kullanıcısının oturum bilgilerinin yanı sıra sitedeki ürünler ile gerçekleştirdiği etkileşimlerin bulunduğu bir veri seti kullanılmıştır. Aynı zamanda Ekstrem Gradyan Arttırma ve Rastgele Orman yöntemleri çalışmada karşılaştırılmış %90,1 doğruluk oranıyla Ekstrem Gradyan Arttırma yönteminin tüketici satın alma davranışlarını tahmin etmede daha başarılı olduğu görülmüştür.

Zhan ve diğerleri (2020) çalışmalarında, bir e-ticaret sitesinin 75 milyondan fazla olan 6 yıllık işlem verilerini analiz etmeyi ve satış tahmini gerçekleştirmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada, e-ticaret satışlarının; tüketim verileri ve kullanıcıların davranış verileri aracılığıyla doğru bir şekilde tahmin edilip edilemeyeceği test etmek üzere Gradyan Arttırma, Ekstrem Gradyan Arttırma, Kategorik Arttırma (Catboost) ve Hafif Gradyan Arttırma (LightGBM) gibi topluluk öğrenme yöntemleri karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak %89,4 doğruluk oranıyla Kategorik Arttırma ve %89,8 doğruluk oranıyla Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemlerinin en yüksek satış tahmini performansına sahip olduğuna ulaşılmıştır.

Qing ve diğerleri (2021) çalışmalarında, kullanıcıların satın alma davranışlarını tahmin etmek amacıyla bir Ekstrem Gradyan Arttırma modeli kurmuşlardır. Çalışmada, kullanıcıların oturum açma, erişim, sipariş verileri ve bazı geçmiş verileri kullanılmıştır. Aynı zamanda Karar Ağaçları, Gradyan Arttırma ve Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemleri çalışmada karşılaştırılarak, kullanıcıların satın alma eylemini %80 doğruluk oranıyla, Ekstrem Gradyan Arttırma yönteminin tahmin ettiği ve diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

3.4. Birliktelik Kuralları Analizi

Birliktelik Kuralları Analizi, bir arada gerçekleşen olayların çözümlenmesinde kullanılmaktadır. Bu analizin amacı, iki veya daha fazla olayın arasında sayısal bir ilişki kuralları dizisi bulmaktır. İlk olarak Agrawal vd., (1993) çalışmasında süpermarketlerdeki işlem verilerinde yer alan ürünler arasındaki ilişkileri çözümlmek için sunulmuştur. Aynı zamanda pazar-sepet analizi olarak bu analizde birlikte gerçekleşen olayların ilişkisini ortaya koymak için destek ve güven oranları kullanılmaktadır (Özkan, 2020). Destek ve güven oranlarının hesaplanma biçimleri aşağıda verilmiştir.

$$\text{Destek Oranı: } P(X \rightarrow Y) = \frac{X \text{ ve } Y' \text{ nin birlikte görülme sayısı}}{N}$$

$$\text{Güven Oranı: } P(X \rightarrow Y) = \frac{P(X \text{ ve } Y)}{P(Y)}$$

X olayını gerçekleştirdiği durumda Y olayının da gerçekleşmesi durumu, yani bir birliktelik kural dizisi, $X \rightarrow Y$ şeklinde gösterilmektedir. Destek oranı formülüne bakıldığında, X ve Y 'nin birlikte görülme sayısı, X ve Y 'nin birlikte gerçekleştiği durumların toplam sayısını; N ise tüm durumların sayısını göstermektedir. X ve Y durumlarının birlikte gerçekleşme olasılığını ise güven oranı ifade etmektedir. Güven oranı formülüne bakıldığında destek oranında olduğu gibi $P(X \text{ ve } Y)$, X ve Y 'nin birlikte görülme sayısı, X ve Y 'nin birlikte gerçekleştiği durumların toplam sayısını göstermektedir. $P(Y)$ ise sadece Y 'nin gerçekleştiği durumları ifade etmektedir. Öyle ki, destek oranı bu bağıntının veri setinde ne kadar sıklıkla görüldüğünü, güven kriteri ise Y durumunun gerçekleştiği durumda X olayının da beraber gerçekleşme olasılığını belirtmektedir (Giudici, 2003). Bununla beraber bulunan bu güven ve destek oranları ne kadar büyükse kural dizisinin o kadar güçlü olduğuna karar verilmektedir. Birliktelik kuralları analizinde bu iki oranla beraber kullanılan bir başka değer ise Kaldıraç (lift) değeridir. Kaldıraç (lift) değeri, destek ve güven oranlarına dayalı birliktelik kurallarında ne kadar önemli kuralların oluşturulduğunun bir ölçütü olarak tanımlanmaktadır (Riyadi vd., 2019). Kaldıraç (lift) değeri formülü aşağıdaki denklemde görülmektedir.

$$\text{Kaldıraç: } P(X \rightarrow Y) = \frac{\text{destek}(X \text{ ve } Y)}{\text{destek}(X) * \text{destek}(Y)}$$

Kaldıraç değeri, X ve Y 'nin bağımsız olması durumunda ne kadar birlikte geçtiklerini bulmaktadır.

Birliktelik Kuralları Analizinde birçok farklı algoritma kullanılırken bunlardan en yaygın kullanıma sahip olanı APRIORI algoritmasıdır. Bu algoritma, öncelikle destek ve güven oranları bir eşik değer belirlemekle analize başlamaktadır. Uygulama sonucunda, bu eşik değerlerden büyük bir sonuç elde edilmesi beklenmektedir. Daha sonrasında APRIORI algoritması, veri setini tarayarak gerçekleşen durumların destek oranlarını hesaplamaktadır. Bu süreçte hesaplanan destek oranları eşik değer ile karşılaştırılmakta ve eşik değerden daha düşük olan destek oranları elenmektedir. Sonraki adımlarda ise gerçekleşen durumlar ikiyeşerli, üçerli vb. şekilde gruplandırılarak bu grupların destek oranları hesaplanmaktadır. Bir önceki adımda olduğu gibi,

hesaplanan bu destek oranları eşik değeri ile karşılaştırılmakta ve eşik değerden daha düşük olan destek oranları elenmektedir. Bu adımlar sona erdikten sonra kural dizileri türetilmekte ve türetilen bu kural dizilerinin her biri için güven oranı hesaplanmaktadır (Silahtaroglu, 2020).

3.4.1. Birliktelik Kuralları ile Yapılan Çalışmalar

Giuffrida ve diğerleri (2008) çalışmalarında, internet reklamlarını tıklama başına ücret modeli üzerinden incelemişlerdir. Çalışmada 30 milyondan fazla kullanıcı etkileşimi yer alırken, bu kullanıcıların tıklama oranları hesaplanmış ve sonrasında reklam türleri ile tıklamanın beraber gerçekleştiği durumları keşfetmek amacıyla APRIORI algoritmasını kullanmışlardır. Çalışmanın sonucunda, isimleri verilmeyen çeşitli banner (afiş) reklamlarını gören kullanıcıların; %12'sinin 1. Banner (afiş) reklamını gördükten sonra, %11'inin 2. Banner (afiş) reklamını gördükten sonra tıklama gerçekleştirdiğine ulaşılmıştır.

Liao ve diğerleri (2010) çalışmalarında, turizmde kullanıcı tercihlerinin birlikte görülme durumlarını APRIORI algoritması ile inceleyerek turizm işletmelerine önerilerde bulunmuştur. Çalışmada 1000 kişiye uygulanan anket cevapları üzerinde gerçekleştirilen birliktelik kuralları analizi sonucunda; tüm kullanıcıların %10'unun, seyahat acentesinin itibarını göz önünde bulundurarak %60'ının bir ada tatili tercih ettiği, tüm kullanıcıların %12'sinin, otobüs turları ile ilgilendiği ve bu kullanıcıların %55'inin yurtdışı tatili tercih ettiği gibi sonuçlara ulaşılmıştır.

Carmona ve diğerleri (2012) çalışmalarında, dikey iş biçimiyle çalışan bir e-ticaret sitesinin kullanıcı davranışlarını inceleyerek öncelikle kümeleme analizi uygulamış sonrasında ise her bir küme için birlikte gerçekleşen olayları incelemişlerdir. Çalışma sonucunda kullanıcılar 5 kümeye ayrılmıştır. Bununla beraber, her bir küme için APRIORI algoritmasının sonuçları incelendiğinde; kullanıcıların tamamı içinde %11'inin sosyal medyadan reklam görüp bahsi geçen bu kullanıcıların tamamının satın alma gerçekleştirdiği, kullanıcıların tamamı içinde ilk

kez siteye giriş yapanların %28'inin sitede ürün arayıp %99'unun satın alma işlemini gerçekleştirdiği gibi çeşitli sonuçlara ulaşılmıştır.

Guo ve diğerleri (2017) çalışmalarında, geliştirilmiş bir APRIORI algoritması kullanan bir mobil e-ticaret öneri sistemi ile mobil e-ticaret alışverişini daha kolay hale getirmeyi amaçlamıştır. Çin merkezli bir e-ticaret sitesinden elde edilen verileri düzenleyerek; birlikte alınan ürünleri, ürün satın alımları arasındaki süre farkını ve müşterilerin üye olma tarihleri gibi çeşitli değişkenleri oluşturmuşlardır. Çalışmanın sonucunda, en fazla kural dizisi 100 ile 500 birim aralığında etkileşim gerçekleştiren kullanıcıların daha benzer davranışlar gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Ulaşılan kural dizilerinden bazıları ise; kazak alan kullanıcıların %80'inin aynı sayfada kendilerine önerilen etekleri satın aldığı, elbise alan kullanıcıların %72,7'sinin aynı sayfada gördükleri şapkalardan da satın aldığı şeklindedir.

Othman ve diğerleri (2021) çalışmalarında, akış servisi hizmeti sunan bir e-ticaret sitesi için film öneri sistemi geliştirmek amacıyla kullanıcıların geçmiş izleme tercihleri üzerinde APRIORI algoritmasını uygulayarak birlikte izlenen film türlerini keşfetmiş ve kullanıcıları benzerliklerine göre gruplamışlardır. Çalışmanın sonucunda kullanıcılar 5 farklı gruba ayrılmıştır. Bununla beraber 1. Grubun aile ve dram türünde, 2. Grubun korku ve dram türünde, 3. Grubun animasyon ve komedi türünde, 4. Grubun birçok farklı film türünde ve 5. Grubun ise macera ve aksiyon türünde filmleri birlikte izlediği sonucuna ulaşılmıştır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

4.1. Uygulamanın Kapsamı ve Amacı

“Kullanıcı etkileşimleri incelenerek gelir modellerinin iyileştirilebilir mi?” sorusuna cevap bulmak amacıyla yapılan bu çalışmada, ele alınan e-ticaret sitesi aracılık sistemi ile çalışmaktadır. Kullanıcılara otel ve konaklama hizmeti sunan Almanya kökenli bu e-ticaret sitesi 2005 yılında faaliyete geçmiştir. Hızla büyüyen e-ticaret sitelerinden biri olmakla beraber gelirini de bu süreçte neredeyse ikiye katlamıştır. Otel karşılaştırma sitesi olarak tanımlanan bu e-ticaret sitesi; otellerin ve seyahat acentelerinin sunduğu hizmetleri, fiyatları ve kullanıcı yorumlarını bir araya getirerek birçok konaklama imkanını karşılaştırmaya olanak sağlamaktadır. İş modeli, tıklama başına ücret modeli olan bu site, oteller ve seyahat acenteleri ile oluşturduğu partnerlik üzerinden tıklama başına ücret tahsil etmektedir. Öyle ki, kullanıcı herhangi bir otele tıkladığında bu aracı e-ticaret sitesi, otelin bağlı olduğu partnerinden belirli bir ücret tahsil etmektedir.

Literatür incelendiğinde ise tıklama başına ücret modeliyle çalışan e-ticaret sitelerinin birlikte çalıştığı iş ortaklarına uyguladığı politikalarla birlikte kendi gelir modellerinin göz ardı edildiği, daha çok kullanıcı deneyimine odaklanıldığı görülmektedir. Bu tez çalışmasında ise söz konusu e-ticaret siteleri bağlamında, kullanıcı deneyiminin yanı sıra gelir modellerine de odaklanılmıştır. Bu bağlamda etkileşimlerin tıklama davranışları üzerindeki etkisinin keşfedilmesi ve her bir kullanıcı segmentine özel politikalar geliştirilebilmesini sağlayacak kullanıcı profillerinin oluşturulması hedeflenmiştir. Bu bilgilerin ışığında tıklama başına ücret modeliyle çalışan e-ticaret sitelerinin, gelir modellerinin iyileştirilebilmesini sağlayacak bir öneri sunulmuştur. Tezde iş modeline uygun bir öneri sunmak amacıyla gerçekleştirilen uygulamalarda;

- “Kullanıcı etkileşimleri tıklama davranışları üzerinde etkili midir?”
- “Kullanıcılar benzer özelliklerine göre segmentlere ayrılabilir mi?”
- “Kullanıcı oturumları arasında farklılık bulunmakta mıdır?”
- “Kullanıcılar arasında birlikte görülen davranışlar bulunmakta mıdır?”

- “Kullanıcıların tıklama davranışı, kullanıcıların gerçekleştirdiği etkileşimler ile tahmin edilebilir mi?” sorularına da cevap verilebilecektir.

Çalışmada, ACM olarak bilinen Bilgisayar Derneği’nin Öneri Sistemleri Konferansları kapsamında düzenlenen bir yarışma olan RecSys Challenge 2019’da açık erişime sunulan veri seti kullanılmıştır. Dernek, veri setini kullanıcı etkileşim modeli oluşturmak için kullanılabilecek, gerçekleştirilen etkileşimin türünü ve aynı zamanda etkileşim gerçekleştirilen öğeler ve fiyatlar hakkındaki bilgileri sunan bir veri seti olarak açıklamıştır (Association for Computing Machinery, 2019). Veri seti incelendiğinde, çeşitli zamanlarda bu siteye giriş yapan kullanıcıların arayüzde gerçekleştirdiği etkileşimlerden ve çeşitli diğer bilgilerden oluştuğu görülmektedir.

Kullanılan veri setinden değişken çıkarımları yapıldıktan sonra aykırı değerler tespit edilerek, veri seti analize hazır hale getirilmiştir. Daha sonrasında ise kullanıcıların gerçekleştirdiği etkileşimlerle beraber kullanıcıların çeşitli özelliklerinin farklılaşıp farklılaşmadığının incelenmesi amacıyla kullanıcıların; kümeleme analizi ile segmentlere ayrılması ve kendi segmentlerine ait kullanıcılar için tıklama davranışlarının ayrı ayrı incelenmesi amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda her bir segmentteki kullanıcının e-ticaret sitesindeki tıklama davranışları sınıflandırma yöntemleri ile tahmin edilmiştir. Böylelikle, bu tahmin tekniği ile tıklama başına ücret modelli e-ticaret sitesinin gelecekteki potansiyel kullanıcılarından kâr elde edip edemeyeceği de anlaşılabilecektir. Bu bağlamda, veri setinin tıklama dağılımını dengeli bir hale getirmek amacıyla SMOTE yöntemi uygulanmıştır. Sonrasında sınıflandırma yöntemlerinden biri olan Ekstrem Gradyan Arttırma tekniği her bir kümeye uygulanmıştır. Bu tahmin tekniğinden sonraki adım ise kullanıcıların birlikte gerçekleştirdiği etkileşimlerin birliktelik kuralları analizi ile keşfedilmesidir. Bu analiz ile, birlikte gerçekleşen etkileşimlerin tıklama üzerindeki etkisi görülebilecektir. Tüm bu uygulamalar ile e-ticaret sitesinin iş modeline uygun bir öneri sunulmasının yanında araştırma soruları da cevaplanmış olacaktır.

4.2. Literatür Taraması

Çalışmada, kullanılan veri seti, daha önce de belirtildiği RecSys Challenge 2019'daki katılımcıların yanı sıra birkaç akademik çalışmada da kullanılmıştır. 2019'da RecSys Challenge isimli yarışmaya katılan ve kabul edilen bilimsel çalışmalar ACM tarafından yayınlanmış olup, bu çalışmalar doğrultusunda Tablo 4.1. oluşturulmuştur.

Tablo 4.1. 2019 ACM RecSys Challenge Çalışmalarının Yöntem-Değişken-Başarı Bağlamında Karşılaştırılması

Çalışma	Yöntemler	Değişkenler	Başarı Metriği	Metrik Değeri
Kung- Hsiang ve diğerleri (2019)	- Matris Faktörizasyonu - Sıralı Sınıflandırma - Yapay Sinir Ağları	- Etkileşim temelli (fiyat, puanlama...) - Oturum temelli (süre, adım...)	*OKS	%68
Oh ve diğerleri (2019)	- Yinelemeli Sinir Ağları - Evrişimli Sinir Ağları	- Etkileşim Çeşidi - Cihaz - Filtreleme Kriteri - Süre - Fiyat - Tıklanan Otel Sırası	OKS	%67
Wang ve diğerleri (2019)	- İkili Sınıflandırma - Sıralı Sınıflandırma	- Kullanıcı temelli (adım, fiyat...) - Otel temelli (gösterilen otel sayısı, tıklanan otel sırası...) - Bağlam temelli (cihaz) - Etkileşim temelli (son etkileşime geçilen otel)	OKS	%68
D'Amico ve diğerleri (2019)	- Kümeleme	- Cihaz - Etkileşim sayısı - Gösterilen otel sayısı - Tıklanan otelin sıralaması	-	-
	- İkili Sınıflandırma - Sıralı Sınıflandırma	- Popülarite - Fiyat - Filtre	*F1 Skoru	%74
			OKS	%67

Gama ve Fernandes (2019)	- Yinelemeli Sinir Ağları	- Oturum temelli (cihaz, süre, adım...) - Ardışık temelli (ardışık etkileşimlerin türü) - Etkileşim temelli (fiyat, tıklama...)	OKS	%66
Volkovs ve diğerleri (2019)	- Yapay Sinir Ağları - Sıralı Sınıflandırma	- Oturum temelli (süre, adım...) - Otel temelli (fiyat, sıralama...) - Etkileşim temelli (etkileşim türleri...)	OKS	%68
Jankiewicz ve diğerleri (2019)	- İkili Sınıflandırma	- Sayısal (süre, adım) - Sıralama (otel sayısı, tıklanan otelin sırası...)	*ROC-AUC	%91
	- Sıralı Sınıflandırma	- Oran (fiyat oranı, tıklanma oranı...) - Kategorik (cihaz)	OKS	%69
Ludewig ve Jannach (2019)	- Sıralı Sınıflandırma	- Basit (cihaz, fiyat, tıklama...) - İstatistikî (otel sayısı, otellerin fiyat ortalamaları, süre...)	OKS	%68
*OKS: Ortalama Karşılıklı Sıra Değeri *F1 Skoru: Kesinlik ve Duyarlılık değerlerinin Harmonik Ortalaması *ROC-AUC: Alıcı İşletim Karakteristiği (ROC) Eğrisi Altında Kalan Alanın Değeri				

Tablo 4.1.'deki çalışmalar ayrıntılı olarak incelendiğinde; Kung-Hsiang ve diğerleri (2019) otel önerisinde bulunan hibrit bir sıralama modeli önerisinde bulunmuştur. Veri setinde bulunan değişkenleri; sürekli, kategorik ve sıralı olarak 3 gruba ayırarak DeepFM isimli bir matris faktörizasyonu algoritmasından ilham alarak yapay sinir ağları temelli bir sıralama algoritması oluşturmuşlardır. Oluşturulan bu algoritmanın modelleme aşamasında başarısını arttırmak için özellik mühendisliği çalışması yaparak mevcut veri setinden yeni değişkenler üretmişlerdir. Üretilen bu yeni değişkenleri ise etkileşim temelli ve oturma temelli olarak ikiye ayırmışlardır. Etkileşim temelli değişkenlerde fiyat ve puanlama gibi değişkenler bulunurken, oturma temelli değişkenlerde oturumların uzunluğu, her bir oturumda gerçekleştirilen toplam etkileşim sayısı gibi değişkenler bulunmaktadır. Oluşturdukları bu yapay sinir ağı algoritmasını, gradyan artırma metotlarıyla harmanlayarak düzenledikleri veri setine uygulamışlardır. Çalışmada, sıralama modellerinin başarı ölçümünde kullanılan Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri kullanılmıştır.

$$OKS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{sıra_i}$$

N boyutlu bir veri seti için yukarıdaki şekilde hesaplanan Ortalama Karşılık Sıralama değeri, Kung-Hsiang ve diğerlerinin çalışmasında %68 olarak ölçülmüştür. Aynı zamanda bu çalışmada, oturma süresi ve son etkileşime girilen otel değişkenlerinin kurulan bu modelde önemli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Oh ve diğerleri (2019) çalışmasında, ardışık bir yöntem izlemiştir. Bu yöntem, tekrarlayan sinir ağlarıyla çalışan, kullanıcıların oturma temelli etkileşimlerini içeren oturma ağı ve evrişimli sinir ağları ile çalışan, kullanıcıların tıklama davranışlarını içeren görüntü ağından oluşmaktadır. Veri setindeki değişkenler ise etkileşim türlerini ve tıklama davranışını içeren oturma değişkenleri, cihaz değişkeni, filtreleme kriteri değişkeni, süre değişkeni olarak birkaç kategoriye ayrılmıştır. Tüm bu uygulamalar sonucunda kurulan bu model ile kullanıcıların tıklama davranışları %67 doğruluk oranı ile tahmin edilmiştir.

Wang ve diğerlerinin (2019) çalışmasında ise tıklama tahmini yapılması amaçlanmış bu sebeple problem ikili sınıflandırma problemi olarak çözümlenmiştir. Modelleme aşamasından önce özellik çıkarımı yapan Wang ve diğerleri, değişkenleri dört kategori altında toplamıştır. Kullanıcı değişkenleri olarak adlandırdıkları kullanıcının gerçekleştirdiği toplam etkileşim sayısı, gösterilen fiyatların ortalaması gibi değişkenler bu kategoride toplanmıştır. Otel değişkeni olarak adlandırılan değişkende ise kullanıcılara gösterilen otellerin sayısı ve kullanıcının etkileşime geçtiği otelin sırası gibi değişkenler yer almıştır. Bağlam ve etkileşim değişkeni olarak iki değişken türü de çalışmaya dahil edilmiştir, bu değişkenlerin ise bağlanılan cihaz türü ve kullanıcının oturma sonunda gerçekleştirdiği etkileşim türü değişkenleri olduğu belirtilmiştir. Çalışmanın modelleme aşamasına geçildiğinde XGBoost ve LightGBM algoritmaları ikili sınıflandırma yönteminin uygulanması için kullanılmıştır. Bu iki algoritmayı yığılmalı olarak kullanan Wang ve diğerleri, %68 doğruluk oranıyla kullanıcıların tıklama davranışlarını tahminlemiştir.

D'Amico ve diğerleri (2019) de problemi ikili sınıflandırma problemi olarak yorumlayıp tıklama davranışlarını tahminlemiştir. Veri setini 3 ayrı parçaya bölerek her bir parça için XGBoost, LightGBM ve CatBoost gibi farklı gradyan artırma temelli algoritmalar kullanarak 3 farklı model oluşturmuşlardır. Her bir modelin başarısının ortalamasını olarak %67 doğruluk ile tahminleme gerçekleştirmişlerdir. D'Amico ve diğerleri de özellik mühendisliği yöntemleriyle çeşitli değişkenler keşfederek, keşfedilen bu değişkenler ile kümeleme analizi gerçekleştirmiştir. Kümeleme analizi sonucu, *tembel kullanıcı* ve *oyalanan kullanıcı* olarak tanımladıkları iki farklı kullanıcı profili keşfetmişlerdir. Tembel kullanıcı profili, sitede kısa süre vakit geçirip kısa etkileşimler ile siteden ayrılan kullanıcılar olarak tanımlanırken oyalanan kullanıcı profili ise sitede uzun süre vakit geçirip daha çok etkileşimde bulunan kullanıcılar olarak tanımlanmıştır.

Gama ve Fernandes (2019) ise çalışmalarında değişkenleri; oturum, ardışık, etkileşim ve filtre değişkenleri olarak dört kategoriye ayırmış problemi tekrarlayan sinir ağları ile çözmeyi amaçlamışlardır. 4 ayrı katman olarak tasarladıkları bu ağın ilk katmanında oturum değişkeni ve ardışık değişkenleri, ikinci katmanında filtre değişkenlerini, üçüncü katmanında etkileşim değişkenlerini, son katmanda ise tüm bu katmanların çıktılarını ele almışlardır. Uygulamalar sonucunda, bu çalışmada %66 oranında bir Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri elde edilmiştir.

Volkovs ve diğerleri (2019) veri seti üzerinde gradyan artırma yöntemlerinden XGBoost ile değişken keşifleri gerçekleştirmiş ve sonrasında ileri beslemeli sinir ağları ile tıklanacak otelin sıralamasını tahminleyecek bir model oluşturmuşlardır. İkili sınıflandırma değişkeni olarak tıklama değişkeni ele alınmış ve bu bağlamda keşfettikleri oturum, otel ve etkileşim değişkenlerinin nasıl değiştiğini incelemişlerdir. Sıralama modelinin başarısının ölçümünde Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri %67,9 olarak bulunmuştur. Aynı zamanda keşfedilen değişkenler içerisinde tıklanan otelin sıralamadaki yeri, gösterilen otellerin sayısı ve bu otellerin fiyat ortalaması kurulan modelin en önemli değişkenleri olarak belirtilmiştir.

Olridge ve diğerlerinin (2019) çalışması, tahminde bulunmaktansa tahmin için kurulacak olan modelin hızının optimize edilmesine odaklanmıştır. Kurulan

modeldeki parametrelerin değişmesinin, modelin hızını ne şekilde etkileyeceğini keşfetmeyi amaçlamışlardır. Çalışmanın sonucunda veri setinin girdilerinin ne kadar çok fazla parçaya bölünürse modelin de hızının aynı şekilde arttığı görülmektedir.

Jankiewicz ve diğerleri (2019) problemin çözümünde, ikili sınıflandırma ve sıralama tahmini modellerini karşılaştırarak, daha hızlı ve güvenilir sonuçlar vermesi sebebiyle gradyan arttırma temelli bir sıralama tahmini modeli LightGBM Sıralama modelini kullanmışlardır. Özellik mühendisliği çalışması gerçekleştirerek oturma süresi, oturma odasındaki toplam adım sayısı gibi sayısal; tıklanan otelin gösterilen otellerin içindeki sırası gibi sıralama; gösterilen otellerin fiyat ortalamasının tıklanan otelin fiyatına oranı gibi oransal ve son olarak da cihaz gibi diğer değişkenlerin yer aldığı değişken kategorilerini oluşturmuşlardır. Tüm bu uygulamaların sonrasında, çalışmada %68,8 oranında bir Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri elde edilmiştir. Çalışmada oturma süresi, oturma odasındaki adım sayısı ve tıklanan otelin sıralaması değişkenleri önemli değişkenler olarak belirtilmiştir.

Ludewig ve Jannach (2019) çalışmalarında bir sıralama tahmini algoritması kullanarak problemi çözmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada sıralama tahmininden önce, çeşitli değişken keşifleri yapılmıştır. Cihaz, fiyat ve tıklama gibi değişkenleri basit değişkenler olarak adlandırmışlardır. İstatistiki yöntem değişkenleri olarak adlandırdıkları değişkenler ise; gösterilen otellerin sayısı ve bu otellerin fiyat ortalamaları, oturma süresi değişkenleridir. Tıklanan otelin gösterilen oteller içindeki sırasını ise pozisyona bağlı değişken olarak tanımlamışlardır. Sıralama tahminine geçildiğinde ise %67,9 oranında bir Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri elde edilmiştir. Bununla beraber, kullanıcının son etkileşiminin türünün, tıklanan otelin gösterilen oteller içerisindeki sıralamasının ve otellerin sıralamasının değiştirilmesinin (ucuzdan pahalıya, yüksek puandan düşük puana gibi) önemli değişkenler olduğu belirtilmiştir.

Crepaldi (2019) tarafından sunulan tez çalışmasında ise ACM tarafından sunulan RecSys Challenge 2019 verisi kullanılmıştır. Crepaldi çalışmasında kullanıcıların tıklama tahminin yapıldığı bir sınıflandırma analizi ve kullanıcıların oturma sonunda etkileşime geçtiği oteller bağlamında sıralama tahmini temelli bir

analiz gerçekleştirmiştir. Veri setinde sadece oturum sonunda tıklama gerçekleştiren kullanıcıları ele almasının sonucunda kullanıcıların sergiledikleri etkileşimlerin çoğunlukla görsel ile etkileşim, fırsatlar ile etkileşim ve otel arama olduğu sonucuna ulaşmıştır. Aynı kullanıcıların ise tekrar e-ticaret sitesiyle etkileşime geçme davranışının ise sadece 16 oturumda görüldüğünü belirtmiştir. Tıklama tahmininde, kullanıcıların oturum sonunda tıkladıkları otelin sıralamasını çok sınıflı bir sınıflandırma problemi olarak çözerek sıralama tahmini gerçekleştirmiştir. Tıklama tahmin bu sınıflandırma analizinde %28 gibi bir Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri elde etmiştir. Sıralama tahmininde ise matris ayrıştırma uygulaması sonucu elde ettiği, kullanıcılara gösterilen otellerin numarası ve kullanıcının tıkladığı otelin numarası değişkenleri ile oturum bağlamında tekrarlayan sinir ağıları model oluşturmuştur. Sıralama tahmini uygulaması sonucunda ise %60 gibi bir Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri elde etmiştir. Aynı zamanda XGBoost algoritması ile gerçekleştirdiği çok sınıflı sınıflandırma analizinin sonucunda gösterilen otellerin sayısının ve bu gösterilen oteller içindeki tıklanan otelin sırasının önemli değişkenler olduğunu belirtmiştir.

Fiandro (2020) çalışmasında, tıklama başına ücret model ile çalışan bu e-ticaret sitesi için tıklamayı arttırmaya yönelik bir öneri sunmayı amaçlamıştır. Bu çalışmada da ACM tarafından sunulan RecSys Challenge 2019 verisi kullanılmıştır. Matris ayrıştırma yöntemi ile kullanıcıların otel seçimi davranışları ortaya çıkararak bu çıktılar ile sıralama tahmini gerçekleştirmiştir. Gösterilen otellerin sayısı ve bu oteller içinde kullanıcının tıkladığı otelin sırası değişkenlerini keşfederek analize katmıştır. Sonrasında sıralama tahmini uygulamasını gerçekleştirerek ise %61 gibi bir Ortalama Karşılıklı Sıralama (OKS) değeri elde etmiştir. Aynı zamanda, kullanıcıların %32'sinin ilk sıradaki otele, %43'ünün ilk üç sıradaki otellerden birine tıkladığı sonucuna da ulaşmıştır.

Bu çalışmada bahsedilen tıklama başına ücret temelli e-ticaret sitesi bağlamında, ACM tarafından sunulan veri setinin dışındaki farklı veriler ile gerçekleştirilen bilimsel çalışmalar da bulunmaktadır. Bunlardan biri, kullanıcı deneyimlerini inceleyen Babahmetovic'in (2018) çalışmasıdır. Çalışmada, aracılığı yapılan otellerin kullandığı bir arayüzden elde edilen kullanıcıların arayüz ile

etkileşimlerini içeren bir veri seti kullanılmıştır. Veri setinin analizini, bir durumun önemini renkler ile gösteren bir iki boyutlu bir veri görselleştirme tekniği olan ısı haritaları ile gerçekleştirmiştir. Çalışmada, kullanıcıların tıklama ve arayüzde hareket etme davranışlarının ısı haritaları oluşturulmuştur. Bu uygulama sonucunda, kullanıcıların çoğunlukla arayüzün yukarısında kaldıkları ve tıklama eylemini de burada gerçekleştirdikleri sonucunu ulaşılmıştır. Aynı e-ticaret sitesinin hafta sonu ve hafta içi tıklama davranışlarının değişiminin varlığını inceleyen Schamel'in (2012) çalışmasında; kullanıcıların hafta içi ve hafta sonu tıkladıkları otellerin fiyat, yıldız, puan gibi değişkenlerinin bulunduğu veri seti kullanılmıştır. Öncelikle değişkenlerin tıklama üzerindeki etkileri incelenmiş; hafta içi tıklanan otellerde, otelin yıldızı ve otelin güvenliği tıklama üzerinde pozitif yönde etkili olduğu internet erişiminin bulunmamasının tıklamayı negatif yönde etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. Kullanıcıların hafta sonu tıklama davranışlarına bakıldığında ise hafta içi tıklama davranışından farklı olarak otelde bir bar bulunmasının tıklamayı negatif yönde etkilediği görülmüştür.

4.3. Veri Setinin Düzenlenmesi

Veri seti incelendiğinde, Tablo 4.2.'de veri setinin ham hali, Tablo 4.3.'de ise düzenlendikten sonraki versiyonu görülmektedir. Öncelikle UNIX zaman damgalı oturum süreleri günümüzde zamanına çevrilmiş ve oturum sürelerinin uzunluğu, hesaplanmıştır. Bununla beraber oturumlardaki her bir adımın toplamı alınarak her oturumun toplam adım sayısı oluşturulmuştur. Aynı zamanda her bir kullanıcının oturumu ve bu oturumlar da gerçekleştirilen her bir etkileşim ayrı bir girdi olarak gözükmektedir. Öyle ki, veri seti kullanıcı oturumları bağlamında gruplanarak bu düzensizlik ortadan kaldırılmıştır. Oturumlarda gösterilen otellerin sayısı ve arayüzde kullanıcıların karşısına çıkan fiyatların ortalaması alınmıştır. Orijinal veri setinde bulunan referans değer ise son etkileşime girilen otelin numarasını ifade etmektedir, bu değerın gösterilen oteller içerisindeki sırası tespit edilerek son etkileşime girilen otelin sırası bulunmuştur. Cihaz sütunu olduğu gibi bırakılmıştır.

Tablo 4.2.: ACM RecSys Challenge 2019 Orijinal Veri Seti

Kullanıcı No.	Oturum No.	UNIX Zaman	Adım	Etkileşim Türü	Referans Değer	Cihaz	Gösterilen Otel No.	Otel Fiyatları
93F7WGHBP03A	569f5ea70df51	1541543231	1	Yer Arama	-	Mobil	-	-
93F7WGHBP03A	569f5ea70df51	1541543269	2	Görsel ile Etkileşim	-	Mobil	1543 64523 15427 14758 142560 2543 7523 16428 18758 112560	62 54 89 203 565 789 126 654 745 612
93F7WGHBP03A	569f5ea70df51	1541543274	3	Tıklama	64523	Mobil	1543 64523 15427 14758 142560 2543 7523 16428 18758 112560	62 54 89 203 565 789 126 654 745 612
78A7KWDBP07H	854k5ea70jk40	1541543215	1	İlgi Alanı Arama	-	Masaüstü	-	-
78A7KWDBP07H	854k5ea70jk40	1541543405	2	Görsel ile Etkileşim	15758	Masaüstü	2553 65523 15527 15758 152560 2553 7523 16528 18758 112560 1543 64523 15427 14758 142560 2543 7523 16428 18758 112560	42 55 81 203 565 781 126 655 755 612 62 54 89 203 565 789 126 654 745 612

Tablo 4.3.: ACM RecSys Challenge 2019 Veri Setinin Düzenlenmiş Versiyonu

Kullanıcı No.	Oturum No.	Oturum Süresi	Toplam Adım Sayısı	Sıralı Etkileşim Türü	Cihaz	Gösterilen Otel Sayısı	Son Etkileşime Girilen Otelin Sırası	Otellerin Fiyat Ortalaması	Tıklama
93F7WGHBP03A	569f5ea70df51	43	3	Yer Arama, Görsel ile Etkileşim, Tıklama	Mobil	10	2	389,9	1
78A7KWDBP07H	854k5ea70jk40	190	2	İlgi Alanı Arama, Görsel ile Etkileşim	Masaüstü	20	-	387,6	0

Tüm bu uygulamalar ile düzenlenen veri setinde 653.750 adet kullanıcı oturum kaydı yer almaktadır

4.3.1. Değişken Çıkarımları

Veri setini daha detaylı incelemek ve farklı açılardan bakabilmek amacıyla, değişken çıkarımı kapsamında çeşitli değişkenler keşfedilmiştir. Bu değişkenlerden aşağıda bahsedilmiştir.

- *Oturum Süresi:* Bu değişken her bir kullanıcının tek bir oturumda, ilk etkileşimden son etkileşimine kadar geçirdiği sürenin dakika olarak değerini temsil etmektedir. Oturumun başlangıç saati ile bitiş saati arasındaki fark olarak hesaplanmıştır.

- *Toplam Adım Sayısı*: Bu değişken kullanıcının bir oturumun tamamında ne kadar etkileşimde bulunduğunu ifade eder. Tek bir oturumda kullanıcının izlediği adımlar dizisinin toplamıdır.
- *Gösterilen Ortalama Fiyat*: Bu değişken kullanıcıya bir oturumda gösterilen otellerin fiyatlarının Amerikan Doları bazında ortalamasıdır.
- *Popülerite*: Bu değişken kullanıcıların etkileşime geçtikleri otelin, bu e-ticaret sitesindeki popülerliğini göstermektedir.
- *Gösterilen Otel Sayısı*: Bu değişken kullanıcıya bir oturumda gösterilen toplam otel sayısını ifade etmektedir.
- *Son Etkileşime Girilen Otelin Sırası*: Bu değişken kullanıcının en son etkileşime girdiği otelin, kullanıcıya gösterilen oteller içindeki sıra değerini ifade etmektedir.
- *Cihaz*: Bu değişken kullanıcının, e-ticaret sitesine bağlandığı cihazı ifade etmektedir. Mobil, masaüstü ve tablet olarak üç farklı cihaz bulunmaktadır.
- *Tıklama*: Bu değişken ise problemin ikili sınıflandırma problemi olarak çözülebilmesine yarar sağlayacağı düşünülen bir değişken olduğu için hesaplanmıştır. Kullanıcının tıklama gerçekleştirerek aracı siteden ayrılıp satın almanın gerçekleşeceği siteye yönelip yönelmediğini ifade etmektedir.

4.3.2. Aykırı Değerlerin Tespiti ve Veri Setinden Çıkarılması

Aykırı değerler, veri setinin genel eğiliminin dışına çıkan değerlerdir. Modelleme aşamasında aykırı değerler, modelin performansını ve modelin güvenilirliğini etkileyebileceğinden, bu değerler veri setinden çıkarılmalıdır. Bu çalışmada, aykırı değerlerin tespitinde standart sapma yaklaşımı kullanılarak ± 3 standart sapma değeri ile eşik değerler belirlenmiştir (Ilyas & Chu, 2019). ($N=653.750$) olan veri setinde, her bir değişken D ile temsil edildiğinde;

$$\text{Alt Eşik}(D_i) = \bar{D}_i - 3\sigma(D_i)$$

$$\text{Üst Eşik}(D_i) = \bar{D}_i + 3\sigma(D_i)$$

Alt ve üst eşik değerleri yukardaki eşitlikler ile hesaplanmaktadır. Eşitlikte $\bar{D}_i$, i. değişkene ait birimlerin ortalamasını, $\sigma(D_i)$ ise i. değişkene ait standart sapmaları ifade etmektedir. Tablo 4.4.'te görülen, alt ve üst eşik değer belirlendikten aykırı değerler veri setinden çıkarılmıştır.

Tablo 4.4. Veri Setindeki Aykırı Değerlerin Tespitinde Kullanılan Eşik Değerler

Değişken	Alt Eşik Değer	Üst Eşik Değer
<i>Adım</i>	-	91
<i>Süre</i>	-	34
<i>Popülerite</i>	-	4,2%
<i>Fiyat</i>	-	349
<i>Gösterilen Otel Sayısı</i>	-	-
<i>Otel Sırası</i>	-	-

Adım, süre, popülerite ve fiyat değişkenlerinde sadece üst eşik değer bulunurken gösterilen otel sayısı ve otel sırası değişkenlerinde ise aykırı değer bulunmamaktadır. Böylelikle veri setinden 10400 oturum çıkarılmıştır.

4.4. Tanımlayıcı İstatistikler

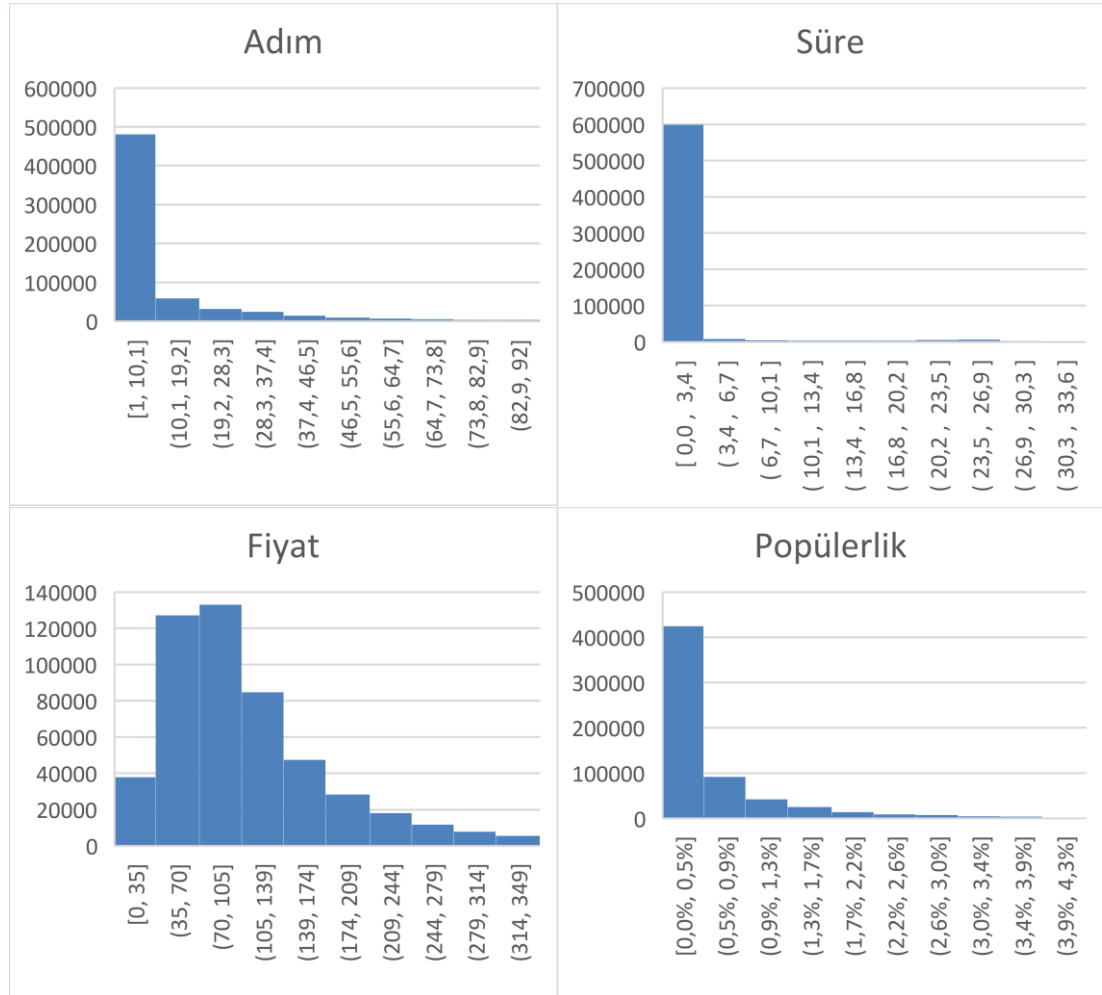
Geriye kalan ($N=643349$) oturumun dağılımı Tablo 4.5. ve Grafik 4.1.'de gösterilmiştir.

Tablo 4.5. Değişkenlerin Merkezi Eğilim ve Dağılım Ölçüleri

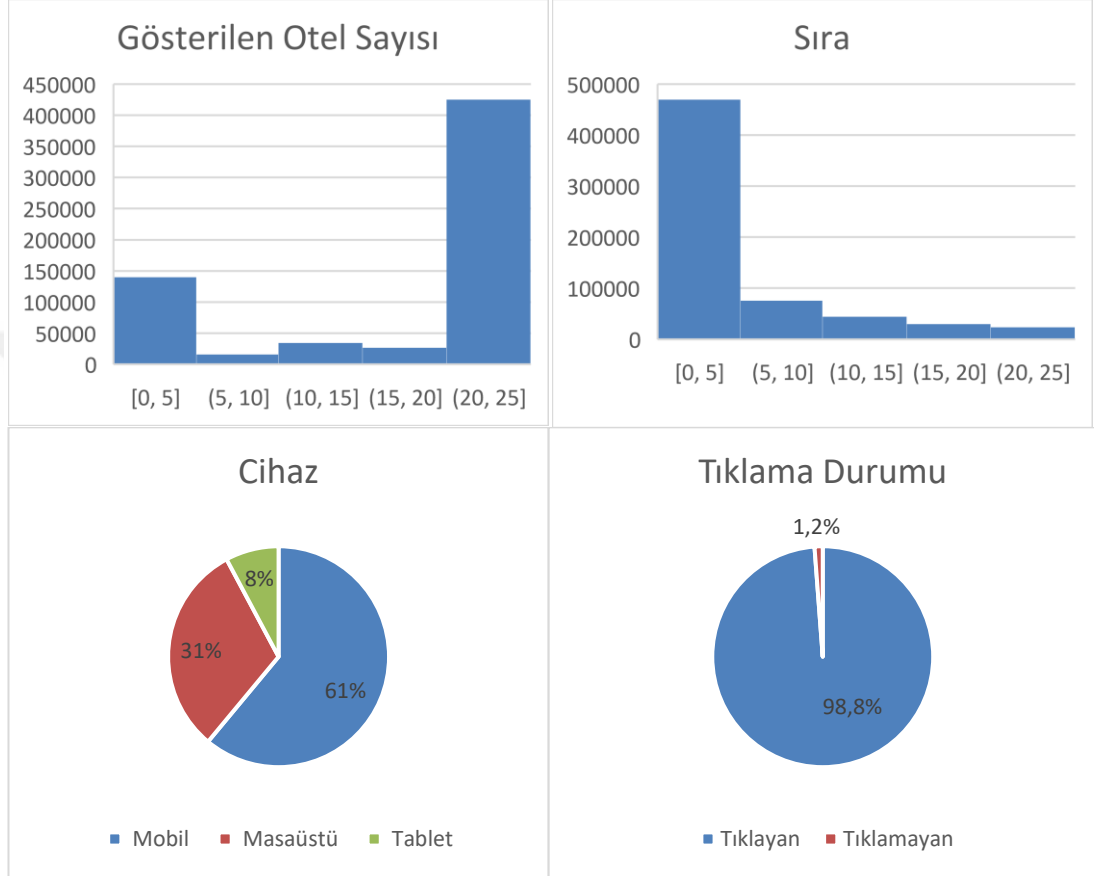
<i>Ölçü Değişken</i>	Ortalama	Standart Sapma	Mod	Min	%25	%50	%75	Maks
Adım	10	16	1	1	2	4	10	91
Süre	1	4,5	1	0,02	0,09	1,5	8,8	33,6
Popülerite	%0,7	%1,2	%0,05	%0,05	%0,1	%0,03	%0,7	%4,1
Fiyat	93	86	43	6	36	78	126	348
Gösterilen Otel Sayısı	18	10	25	1	11	25	25	25
Otel Sırası	5	6	1	0	1	1	6	25

Tablo 4.5. ve Grafik 4.1.'e bakıldığında, aykırı değerlerin veri setinden çıkarılması sonrası; kullanıcıların daha çok, kısa adımlarla ve kısa sürelerde sitede vakit geçirdiği görülmektedir. Etkileşime girilen otellerin sitedeki popülerliği yüksek değildir. Cihaz dağılımlarına bakıldığında, kullanıcıların %61'i mobil, %31'i masaüstü cihaz ve %8'i ise tablet ile siteye bağlanmıştır. Aykırı değer analizi sonrası kullanıcıların %98,8'i tıklama yaparak aracı siteden satın alma gerçekleşecek siteye yönelirken, %1,2'si satın almanın gerçekleştiği siteye yönelmeden, tıklama yapmayarak aracı siteden ayrılmıştır.

Grafik 4.1. Veri Setindeki Değişkenlerin Dağılım Grafikleri



Grafik 4.1. Veri Setindeki Değişkenlerin Dağılım Grafikleri (devamı)



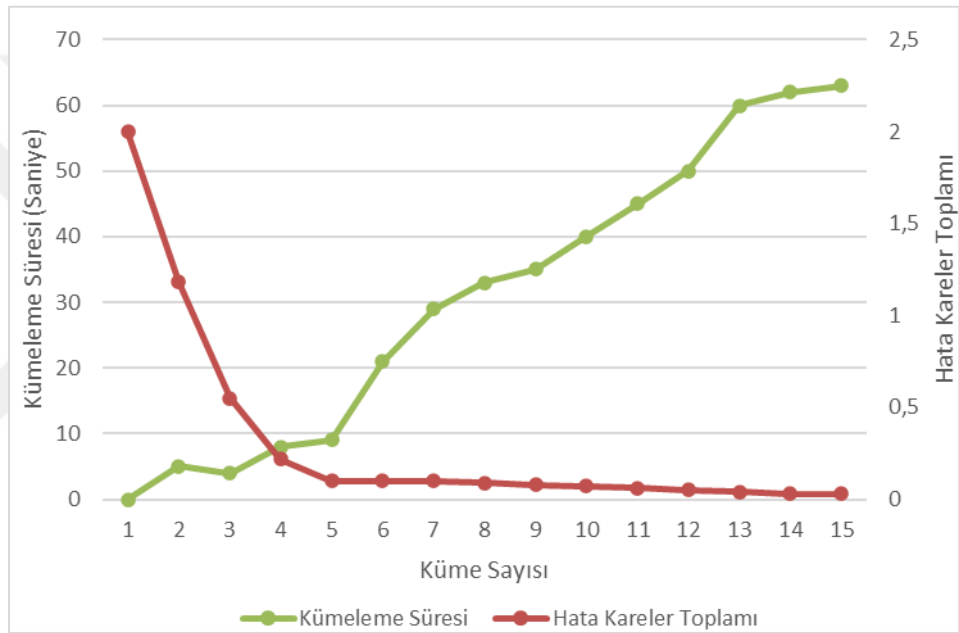
4.5. Kullanıcı Segmentlerinin K-Ortalamalar Yöntemi ile Belirlenmesi ve Bulgular

Çalışmada ilk olarak, kümeleme yöntemiyle tıklama başına ücret modeli e-ticaret sitesinin kullanıcılarının hangi değişkenler yönünden benzerlik gösterdiği araştırılıp, k-ortalamalar yöntemi ile homojen gruplar elde edilerek kullanıcı profili oluşturulması amaçlanmıştır. Çalışmadaki veri setinde, her bir kullanıcının bağlandığı cihaz nominal kategorik değişken olarak ele alınarak; mobil, masaüstü ve tablet şeklinde her bir cihaz için ikili düzende (one-hot) kodlanmıştır. Böylelikle bu değişken k-ortalamalar yöntemine uygun bir yapıya dönüştürülmüştür. Her bir kullanıcı için sırasıyla oturum süresi, toplam adım sayısı, gösterilen ortalama fiyat, popülerite, gösterilen otel sayısı, son etkileşime girilen otelin sırası olmak üzere diğer değişkenler ise sürekli değişken olarak ele alınarak standardize edilmiştir. Böylelikle sürekli

değişkenler de k-ortalamalar yöntemine uygun bir hale getirilmiştir. Uzaklıklar ise Öklid Uzaklığı ile hesaplanmıştır.

Veri setindeki değişkenler analiz kapsamında düzenlendikten sonra, optimum küme sayısını belirlemek için Dirsek (Elbow) yöntemi kullanılarak her bir k değeri için hata kareler toplamı ile kümeleme süresi karşılaştırılmıştır. Grafik 4.2.'de dirsek yönteminin grafiği görülmektedir.

Grafik 4.2. Dirsek (Elbow) Yöntemi ile Optimum Küme Sayısı



Grafik 4.2. incelendiğinde, 1'den 15'e kadar her bir k değeri için; hata kareler toplamı ve kümeleme süreleri görülmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi, optimum küme sayısının değeri, grafik üzerinde bükülme/dirsek oluşturan k değerinde gözükmemektedir. Grafik 4.2.'de bükülme/dirsek oluşturan k değeri ise 4 olarak gözükmemektedir. Grafikte bulunan kümeleme sürelerine bakıldığında ise her bir k değeri için hata kareler toplamı ve kümeleme süresinin birbirine en yakın olduğu k değeri 4'tür. Dirsek yönteminden elde edilen bu bulgular göz önünde bulundurulduğunda optimum küme sayısını ifade eden k değeri 4 olarak seçilmiştir.

Optimum küme sayısı 4 olarak belirlendikten sonra, k-ortalamalar yöntemiyle gerçekleştirilen kümeleme analizi sonuçları Tablo 4.6.'da sunulmuştur.

Tablo 4.6. K-Ortalamalar Yöntemi ile Kümeleme Analizi Sonuçları

<i>Değişken</i>	Büyüklik	31%	8%	13%	48%
	Küme	Orta Gelirli Masaüstü Kullanıcı	Yüksek Gelirli Tablet Kullanıcı	Keşfeden Yüksek Gelirli Mobil Kullanıcı	Aceleci Düşük Gelirli Mobil Kullanıcı
<i>Toplam Adım Sayısı</i>	Merkezler	13	10	15	7
<i>Oturum Süresi</i>		1	1	6	0,2
<i>Popülerite</i>		0,60%	0,60%	1,80%	0,40%
<i>Gösterilen Ortalama Fiyat</i>		94,5	113,1	158,8	69,2
<i>Gösterilen Otel Sayısı</i>		18	19	19	18
<i>Son Etkileşime Girilen Otelin Sırası</i>		5	5	4	4
<i>Cihaz</i>	Mobil	0	0	84522	308135
	Masaüstü	200509	0	0	0
	Tablet	0	50183	0	0

Tablo 4.6. incelendiğinde incelendiğinde, kullanıcı segmentleri için profiller aşağıdaki gibi oluşturulabilir.

- **Orta Gelirli Masaüstü Kullanıcı**, 1. Kümedeki kullanıcılardan oluşmaktadır. Bu kullanıcıların Masaüstü cihazlardan bağlanarak, Ortalama 1 adımda siteyle etkileşim halinde bulunduğu ve ortalama 1 dakikasını sitede geçirdikleri görülmektedir. Aynı zamanda bu kümedeki kullanıcıların karşlarına neredeyse maksimum düzeyde otel çıkmış, bu otellerin içinden ise ilk sıralardaki oteller ile etkileşime geçmişlerdir. Bu kullanıcılara gösterilen otellerin ortalama fiyatı 94,5 \$'dır.

Bu segmentteki kullanıcıların sitenin tüm olanaklarından yararlandıkları fakat çok zaman geçirmemek adına kısa sürede siteden ayrıldıkları görülmektedir. Aynı zamanda bu kullanıcıların, daha uygun fiyatlı ve daha az popüler olan oteller ile etkileşime geçtikleri gözlemlenmiştir.

- **Yüksek Gelirli Tablet Kullanıcı,** 2. Kümedeki kullanıcılardan oluşmaktadır. Bu kullanıcılar tableten bağlanarak ortalama 10 adımda siteyle etkileşim halinde bulunmakta ve sitede 1 dakika geçirmektedir. Bu kümedeki kullanıcıların karşısına maksimum düzeyde çıkan otellerin ortalama fiyatı 113 \$'dır. Bu segmentteki kullanıcıların sitenin tüm olanaklarından yararlandıkları fakat çok zaman geçirmemek adına kısa sürede siteden ayrıldıkları ve sitedeki diğer kullanıcılara göre daha yüksek fiyatlı oteller ile etkileşime geçtiği yorumu yapılabilir. Bununla beraber, 2. Segment kullanıcı profili otellerin popülerliği bağlamında 1. Segment kullanıcı profili ile benzeşmektedir.

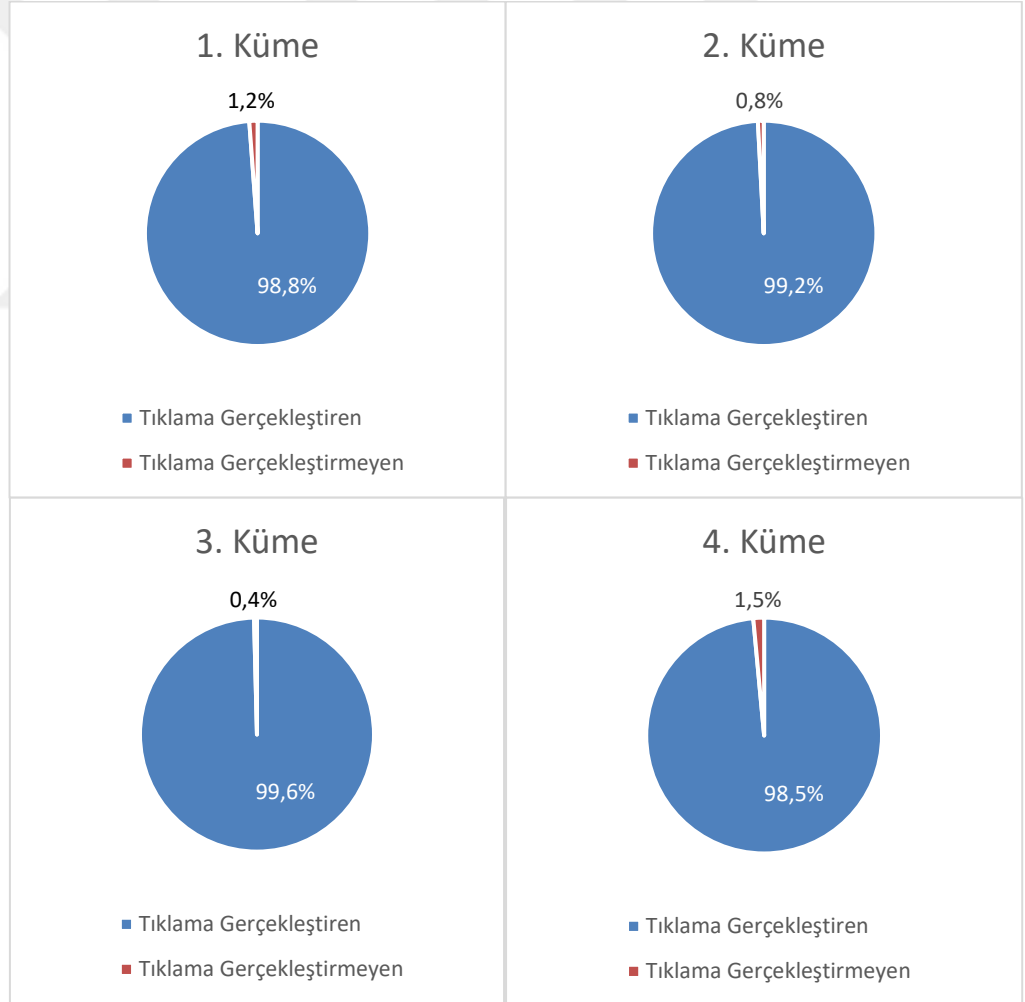
- **Keşfeden Yüksek Gelirli Mobil Kullanıcı,** 3. Kümedeki kullanıcılardan oluşmaktadır. Bu kullanıcıların ise mobil cihazlardan bağlanarak ortalama 15 adımda siteyle etkileşim halinde bulundukları ve diğer kullanıcılara göre daha uzun süre vakit geçirdikleri görülmektedir. Ortalama 6 dakikasını sitede geçiren bu kullanıcılara, sitede geçirdikleri süre zarfında maksimum düzeyde otel gösterilmiş, kullanıcılar ise bu otellerin içinden ise ilk sıralardaki oteller ile etkileşime geçmişlerdir. 3. Kümedeki kullanıcılara gösterilen otellerin ortalama fiyatı 158,8 \$ iken otellerin popülerliği %1,8'dir. Buradan 3. Kümedeki kullanıcıların daha popüler ve pahalı oteller ile ilgilendiği çıkarımı yapılabilir. Bu segmentteki kullanıcılar ilk iki kümedeki kullanıcı profilleri gibi sitenin tüm olanaklarından yararlanmıştır fakat sitede daha uzun süre vakit geçirmişlerdir.

- **Aceleci Düşük Gelirli Mobil Kullanıcı,** 4. Kümedeki kullanıcılardan oluşmaktadır. Bu kullanıcılar mobil cihazdan bağlanarak ortalama 7 adımda siteyle etkileşim halinde bulunan ve sitede ortalama 1 dakikadan daha az vakit geçiren kullanıcılardan oluşmaktadır. Bu segmentteki kullanıcılar, sitede kısa süre vakit geçirmiş ve oldukça az etkileşimde bulunmuşlardır. Aynı zamanda sitenin tüm olanaklarından yararlanmasına rağmen ilk sıralardaki oteller ile etkileşime geçerek

siteyi terk etmişlerdir. Diğer segmentlere göre, oldukça düşük fiyatlı ve daha az popüler olan oteller ile etkileşime geçmişlerdir. Buradan 4. Kümede bulunan kullanıcıların, popülerite önem vermediği ve daha ucuz otelleri tercih ettiği yorumu yapılabilir.

Küme büyüklükleri incelendiğindeyse, veri setinin %48'ini 4. Küme oluşturmaktadır. 4. Kümeyi %31'lik bir oranla 1. Küme takip ederken, 3. Kümenin büyüklüğü %13'tür. 2. Kümenin büyüklüğü ise %8'dir. Bu 4 kümedeki kullanıcıların, tıklama oranları ise Grafik 4.3.'te görülmektedir.

Grafik 4.3. Kümelerin Tıklama Oranları



Grafik 4.3. incelendiğinde, 1. ve 4. Kümedeki tıklama yaparak aracı siteye yönelen kullanıcı oranları birbirlerine yakın ve diğer kümelere göre daha fazladır. 2. Kümede aracı siteden satın alma gerçekleştirecek siteye yönelmeyen, tıklama

gerçekleşmeyen oturum oranı %0,8 iken aracı siteden satın alma gerçekleşecek siteye yönelmeyen oturumların sayısı 3. Kümede oldukça azdır.

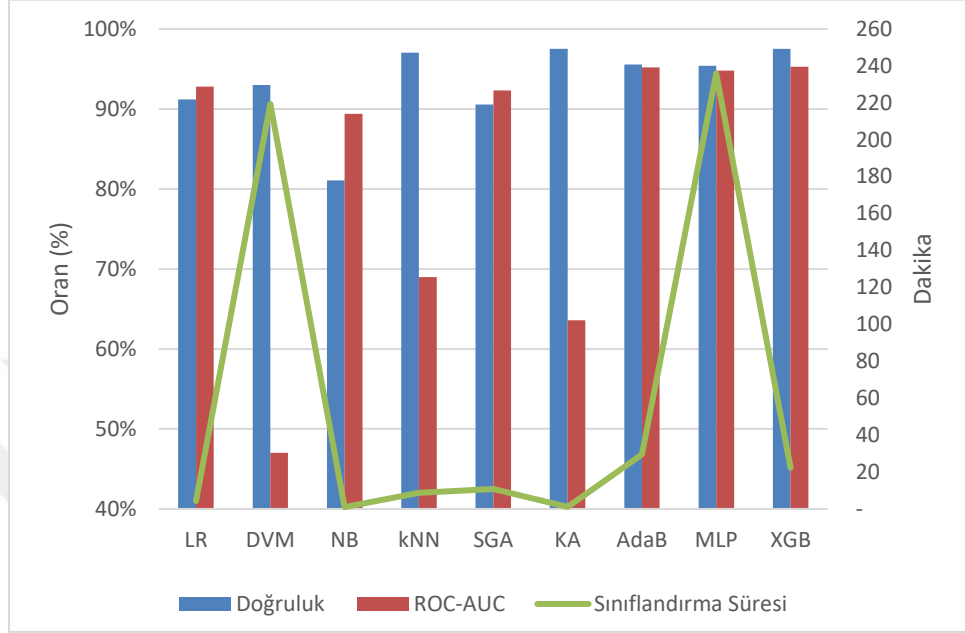
4.6. SMOTE Yönteminin Veri Setine Uygulanması

Bu tez çalışmasında ise sınıflandırma analizi uygulanmadan önce kümelerdeki tıklama oranlarının dengesiz olması sebebiyle yeniden örnekleme yöntemlerinden SMOTE yöntemi kullanılmıştır. Öncelikle her bir kümeye ait veriler, %70 eğitim ve %30 test verisi olarak ikiye ayrılmıştır. Sonrasında, her bir kümede oldukça azınlıkta bulunan tıklama gerçekleşmeme durumundaki oturumlara, her bir kümedeki sınıf dengesizlik oranı 3:1 (çoğunluk:azınlık) alınarak bu yöntem uygulanmıştır. Diğer bir deyişle, kümelerdeki aracı siten satın alma yapılacak siteye tıklama-tıklamama oranı %75-%25 olacak şekilde SMOTE yöntemi gerçekleştirilmiştir.

4.7. Kullanıcıların Tıklama Davranışlarının Ekstrem Gradyan Arttırma Yöntemi ile Tahmin Edilmesi ve Bulgular

Çalışmada her bir kümenin eğitim verisi için SMOTE yöntemi uygulandıktan sonra, tüm veri seti bir araya getirilerek çeşitli sınıflandırma yöntemleri denenmiştir. Bu süreçte tıklama davranışı, bağımlı değişken olarak alınırken diğer tüm değişkenler bağımsız değişken olarak ele alınarak farklı sınıflandırma yöntemleri uygulanmıştır. Aynı zamanda her bir yöntemin eğitim sürecinde k-katlamalı çapraz doğrulama (k-fold cross validation), k değeri 10 olacak şekilde uygulanmıştır. Bu yöntemlerin sonuçları Grafik 4.4.'te sunulmuştur. Grafik 4.4.'e bakıldığında, sırasıyla Lojistik Regresyon (LR), Destek Vektör Makineleri (DVM), Naive Bayes (NB), k En Yakın Komşu (kNN), Stokastik Gradyan Azaltma (SGA), Karar Ağaçları (KA), AdaBoost (AdaB), Multilayer Perceptron (MLP) ve Ekstrem Gradyan Arttırma (XGB) yöntemleri için Doğruluk, ROC Eğrisi Altında Kalan Değer (ROC-AUC) ve Sınıflandırma süreleri gözükmetedir.

Grafik 4.4. Veri Seti için Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması



Grafik 4.4. doğruluk değerleri bağlamında incelendiğinde tüm yöntemlerin kabul edilebilir bir doğruluk oranına ulaştığı görülmektedir. Ekstrem Gradyan Arttırma ve Karar Ağaçları %98 doğruluğa sahipken bu iki yöntemi %97 doğruluk oranıyla k En Yakın Komşu yöntemi ve %96 doğrulukla AdaBoost yöntemi takip etmektedir. Bununla beraber aynı grafik ROC Eğrisi Altında Kalan Değer kapsamında değerlendirildiğinde %95 oran ile Ekstrem Gradyan Arttırma, Multilayer Perceptron ve AdaBoost algoritmaları sınıfları birbirinden ayırmada oldukça iyi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Öyle ki Destek Vektör Makinelerinin ve Karar Ağaçları yöntemlerinin ise sınıfları birbirinden ayırt etme de çok iyi olmadığı söylenebilir. Grafik 4.4. bağlamında sınıflandırma süreleri incelendiğinde ise Naive Bayes ve Karar Ağaçları yöntemlerinin oldukça kısa sürede sınıflandırmayı gerçekleştirdiği, Multilayer Perceptron ve Destek Vektör Makineleri yöntemlerinin ise sınıflandırma süresinin oldukça uzun olduğu görülmektedir. Elde edilen tüm bu sonuçların değerlendirildiğinde, çalışmada tüm veriyi üzerinde sınıflandırma analizini 23 dakikada gerçekleştiren, doğruluk ve ROC Eğrisi Altında Kalan Değeri yüksek olan Ekstrem Gradyan Arttırma (XGB) yöntemi kullanılmıştır.

Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemi ile sınıflandırma analizi gerçekleştirilirken her bir küme öncelikle %70 eğitim, %30 test verisi olmak üzere rastgele bir şekilde ikiye bölünmüştür. Aynı zamanda sonuçlarının güvenilirliğinden emin olunması amacıyla k katlamalı çapraz doğrulama yöntemi, k değeri 10 olacak şekilde uygulanmıştır. Ekstrem Gradyan Arttırma yönteminin her bir küme bağlamında elde edilen sınıflandırma analizi değerlendirme ölçütleri Tablo 4.7.'de sunulmuştur.

Tablo 4.7. Ekstrem Gradyan Arttırma Değerlendirme Ölçütleri

Kümeler	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Kesinlik (%)	F1 Skoru (%)
1	96,4	97,8	97,5	98,0
2	98,4	99,0	99,1	99,0
3	98,9	99,0	99,1	99,0
4	96,4	99,0	97,1	97,0

Ekstrem Gradyan Arttırma yöntemi her bir küme için oldukça güvenilir sonuçlar vermiştir. Bu sonuçların daha ayrıntılı incelenebilmesi için, sınıflandırma analizinin başarısını ölçmekte kullanılan karmaşıklık matrisi her bir küme için Tablo 4.8.'de verilmiştir. 1 değeri aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklayan kullanıcıları, 0 değeri ise aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklamayan kullanıcıları temsil etmektedir.

Tablo 4.8. Ekstrem Gradyan Arttırma Yönteminin Karmaşıklık Matrisi

1. KÜME		Tahmin Değeri		2. KÜME		Tahmin Değeri	
		1	0			1	0
Gerçek Değer	1	58010	1433	Gerçek Değer	1	14790	140
	0	442	268		0	86	39
3. KÜME		Tahmin Değeri		4. KÜME		Tahmin Değeri	
		1	0			1	0
Gerçek Değer	1	19317	115	Gerçek Değer	1	87543	2585
	0	60	11		0	494	466

Tablo 4.7.'deki değerlendirme ölçütleri ve Tablo 4.8.'deki karmaşıklık matrisi değerlendirildiğinde;

1. Kümede; aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapılıp yapılmaması %96,4 oranında doğru tahmin edilmiştir. Tıklama yaptı olarak tahmin edilen kullanıcıların %97,5'i gerçekten tıklama yapmıştır. Tıklama yaptı olarak tahmin edilmesi istenilen kullanıcıların %97,8'i ise tıklama yaptı olarak tahmin edilmiştir.

2. Kümede; aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapılıp yapılmaması %98,4 oranında doğru tahmin edilmiştir. Tıklama yaptı olarak tahmin edilen kullanıcıların %99,1'i gerçekten tıklama yapmıştır. Tıklama yaptı olarak tahmin edilmesi istenilen kullanıcıların %99'u ise tıklama yaptı olarak tahmin edilmiştir.

3. Kümede; aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapılıp yapılmaması %98,9 oranında doğru tahmin edilmiştir. Tıklama yaptı olarak tahmin edilen kullanıcıların %99,1'i gerçekten tıklama yapmıştır. Tıklama yaptı olarak tahmin edilmesi istenen kullanıcıların %99'u ise tıklama yaptı olarak tahmin edilmiştir.

4. Kümede ise aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapılıp yapılmaması %96,4 oranında doğru tahmin edilmiştir. Tıklama yaptı olarak tahmin edilen kullanıcıların %97,1'i gerçekten tıklama yapmıştır. Tıklama yaptı olarak tahmin edilmesi istenen kullanıcıların %99'u ise tıklama yaptı olarak tahmin edilmiştir.

Sınıflandırma analizi sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde ise Ekstrem Gradyan Arttırma Yönteminin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştiren kullanıcıları tahmin etmede oldukça iyi fakat aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcıları tahmin etme de çok da iyi olmadığı görülmüştür.

4.8. Birlikte Gerçekleştirilen Kullanıcı Etkileşimlerinin APRIORI ile Keşfi ve Bulgular

Tez çalışmasının bu kısmında ise, birliktelik kuralları ile kullanıcıların birlikte sergilediği etkileşim kombinasyonlarının aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama davranışları üzerinde etkisinin keşfedilmesi amaçlanmıştır. Böylelikle, aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşip gerçekleşmeden önce hangi etkileşimin/etkileşimlerin daha sık görüldüğü ortaya

çıkacaktır. Bu bağlamda, veri setinde 4 kümeye ayrılan kullanıcı oturumlarının, her bir kümesi aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştiren ve gerçekleştirmeyen olarak ikiye ayrılıp toplamda 8 alt veri seti oluşturulmuş, sonrasında ise bu veri setlerine sırasıyla APRIORI algoritması uygulanmıştır.

Öncelikle 1. Kümeye uygulanan Birliktelik Kuralları Analizinde aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlar için 30 kural seti, tıklanma gerçekleşmeyen oturumlar için 23 kural seti bulunmuştur. Bu kural setlerinden geçerliliği diğer kural setlerine göre daha yüksek olanlar Tablo 4.9.'da görülmektedir. Tablo 4.9.'a bakıldığında; 1. Kümeye aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen kullanıcı oturumlarında, filtre seçimi yaparak görsel ile etkileşime giren kullanıcıların tamamı aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Bu kural 1. Kümeye bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %14'ünde görülmektedir. Yer arayan kullanıcıların da %100'ü görsel ile etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 1. Kümeye bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %17'sinde görülmektedir. Yer arayıp sonrasında filtre seçimi yapan kullanıcıların ise %100'ü aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 1. Kümeye bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcıların %15'inde görülmektedir. 1. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş oturumlarının %11'inde görülen hem görsel ile etkileşime geçip hem de puanlar ile etkileşime kullanıcıların %100'ü de ardından aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Filtre seçimi yaptıktan sonra sıralama yapan kullanıcıların %91'i aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 1. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlarının %15'inde görülmektedir.

1. Kümeye aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumları incelendiğinde ise, 1. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumlarının %12'sinde

görülen bu örüntüde, filtre seçimi yapan kullanıcıların %92'si görsel ile etkileşime girip aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmıştır. Sıralama gerçekleştiren kullanıcıların ise %81'inin görsel ile etkileşime geçtiği ve bu örüntünün 1. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumların %10'unda görüldüğü sonucu elde edilmiştir. 1. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumlarının %30'unda ise yer arayan kullanıcıların %78'inin görsel ile etkileşime geçtikten sonra aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden siteden ayrıldıkları görülmüştür.

Tablo 4.9. 1. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri

Satın Alma Yapılacak Olan Siteye Tıklama Gerçekleştiren Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 9	14	100	1,00	Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 23	17	100	1,00	Yer Arama	--->	Görsel
Kural 16	15	100	1,00	Yer Arama	--->	Filtre Seçimi
Kural 1	11	100	1,00	Görsel	--->	Puan
Kural 13	15	91	3,32	Filtre Seçimi	--->	Sıralama
Satın Alma Yapılacak Olan Siteye Tıklama Gerçekleştirmeyen Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 6	12	92	3,71	Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 4	10	81	1,19	Sıralama	--->	Görsel
Kural 10	13	81	1,18	Yer Arama, Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 13	15	78	0,11	Bilgi	--->	Görsel
Kural 21	30	78	1,14	Yer Arama	--->	Görsel
Kural 17	17	69	0,10	Görsel	--->	Puan
Kural 11	13	68	1,77	Yer Arama	--->	Görsel, Filtre Seçimi

Kural 15	17	67	0,18	Yer Arama	--->	Filtre Seçimi
----------	----	----	------	-----------	------	---------------

2. Kümeye uygulanan Birliktelik Kuralları Analizinde aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlar için 14 kural seti, aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklanma gerçekleşmeyen oturumlar için 15 kural seti bulunmuştur. Bu kural setlerinden geçerliliği diğer kural setlerine göre daha yüksek olanlar Tablo 4.10.'da görülmektedir. Tablo 4.10.'a bakıldığında; 2. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen kullanıcı oturumlarında, filtre seçimi yaparak görsel ile etkileşime giren kullanıcıların tamamı aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Bu kural 2. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %10'unda görülmektedir. Yer arayan kullanıcıların da %100'ü görsel ile etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 2. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %12'sinde görülmektedir. Filtre seçimi yapıp sonrasında sıralama yapan kullanıcıların ise %87'si aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 2. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcıların %10'unda görülmektedir. 2. Kümenin tıklama gerçekleştirmiş oturumlarının %10'unda görülen hem görsel ile etkileşime geçip hem de bilgiler ile etkileşime kullanıcıların %72'si de ardından aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Sıralama yaptıktan sonra filtre seçimi yapan kullanıcıların %50'si aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 2. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlarının %10'unda görülmektedir.

2. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumları incelendiğinde ise, 2. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumlarının %11'inde görülen bu örüntüde, filtre seçimiyle beraber yer arama yapan kullanıcıların %85'i görsel ile etkileşime girip aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmıştır. Sadece filtre seçimi yapan kullanıcıların ise %84'ünün

görsel ile etkileşime geçtiği ve bu örüntünün 2. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumların %16'sında görüldüğü sonucu elde edilmiştir. 2. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumlarının %25'inde ise yer arayan kullanıcıların %80'inin görsel ile etkileşime geçtikten sonra aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden siteden ayrıldıkları görülmüştür.

Tablo 4.10. 2. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri

Satın Alma Yapılacak Olan Siteye Tıklama Gerçekleştiren Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 8	10	100	1,00	Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 13	12	100	1,00	Yer Arama	--->	Görsel
Kural 1	10	87	1,00	Filtre Seçimi	--->	Sıralama
Kural 3	10	72	1,00	Görsel	--->	Bilgi
Satın Alma Yapılacak Olan Siteye Tıklama Gerçekleştirmeyen Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 2	11	85	1,16	Yer Arama, Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 9	16	84	1,15	Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 13	25	80	1,09	Yer Arama	--->	Görsel
Kural 7	15	79	1,09	Görsel	--->	Puan
Kural 11	19	79	1,09	Görsel	--->	Bilgi
Kural 5	13	65	2,06	Yer Arama	--->	Filtre Seçimi

2. Kümeden sonra 3. Kümeye uygulanan Birliktelik Kuralları Analizinde aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlar için 46 kural seti, aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklanma gerçekleşmeyen oturumlar için 42 kural seti bulunmuştur. Bu kural setlerinden geçerliliği diğer kural setlerine göre daha yüksek olanlar Tablo 4.11.'de görülmektedir. Tablo 4.11.'e bakıldığında; 3. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen kullanıcı oturumlarında, görsel ile etkileşime girip sıralama yapan kullanıcıların tamamı aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Bu kural 3. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan

siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %10'unda görülmektedir. Bilgi ile etkileşime giren kullanıcıların da %100'ü fırsatlar ile etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 3. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %11'inde görülmektedir. Filtre seçimi yapıp sonrasında yer araması yapan kullanıcıların ise %100'ü aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 3. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcıların %12'sinde görülmektedir. 3. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş oturumlarının %12'sinde görülen hem bilgi ile etkileşime geçip hem de puan ile etkileşime kullanıcıların %100'ü de ardından aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Görsel ile etkileşime geçtikten sonra bilgi ile etkileşime kullanıcıların %82'si aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 3. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlarının %21'inde görülmektedir.

3. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumları incelendiğinde ise, 3. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumlarının %12'sinde görülen bu örüntüde, görsel ve bilgi ile etkileşime giren kullanıcıların %91'i puan ile etkileşime girip aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmıştır. Filtre seçimi ve sıralama yapan kullanıcıların ise %90'ının görsel ile etkileşime geçtiği ve bu örüntünün 3. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumların %11'inde görüldüğü sonucu elde edilmiştir. 3. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumlarının %30'unda ise görsel ile etkileşime giren kullanıcıların %80'inin bilgi ile etkileşime geçtikten sonra aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden siteden ayrıldıkları görülmüştür.

Tablo 4.11. 3. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri

Satın Alma Yapılacak Olan Siteye Tıklama Gerçekleştiren Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 1	10	100	1,00	Görsel	--->	Sıralama
Kural 11	11	100	1,00	Bilgi	--->	Fırsat
Kural 15	12	100	1,00	Filtre Seçimi	--->	Yer Arama
Kural 17	12	100	1,00	Bilgi	--->	Puan
Kural 27	14	100	1,00	Filtre Seçimi	--->	Görsel
Kural 41	18	100	1,00	Yer Arama	--->	Görsel
Kural 4	10	92	1,79	Görsel, Bilgi	--->	Fırsat
Kural 8	11	92	1,79	Görsel, Bilgi	--->	Puan
Kural 31	15	84	1,63	Görsel	--->	Puan
Kural 23	13	84	3,79	Filtre Seçimi	--->	Sıralama
Kural 46	21	82	1,59	Görsel	--->	Bilgi
Kural 34	16	80	1,56	Görsel	--->	Fırsat
Satın Alma Yapılacak Olan Siteye Tıklama Gerçekleştirmeyen Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 17	12	91	1,12	Görsel, Bilgi	--->	Puan
Kural 9	11	90	3,85	Filtre, Sıralama	--->	Görsel
Kural 5	11	86	1,06	Yer, Görsel	--->	Filtre
Kural 8	11	86	1,06	Görsel, Sıralama	--->	Filtre
Kural 20	13	86	1,06	Görsel, Bilgi	--->	Fırsat
Kural 2	10	85	1,05	Görsel, Fırsat	--->	Puan
Kural 41	30	85	0,10	Görsel	--->	Bilgi
Kural 25	13	85	3,60	Filtre	--->	Sıralama
Kural 33	19	83	1,03	Görsel	--->	Puan
Kural 39	29	81	1,00	Görsel	--->	Yer

Son olarak 4. Kümeye uygulanan Birliktelik Kuralları Analizinde aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlar için 12 kural seti, aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşmeyen oturumlar için 30 kural seti bulunmuştur. Bu kural setlerinden geçerliliği diğer kural setlerine göre daha yüksek olanlar Tablo 4.12.'de görülmektedir. Tablo 4.12.'ye bakıldığında; 4. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen kullanıcı oturumlarında, bilgi ile etkileşime girip sonrasında görsel ile etkileşime kullanıcıların tamamı aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Bu kural 4. Kümede bulunan tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %22'sinde görülmektedir. Yer arayan kullanıcıların da %100'ü bilgi ile etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 4. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcı oturumlarının %18'inde görülmektedir. Filtre seçimi yapıp sonrasında fırsatlar ile etkileşime geçen kullanıcıların ise %100'ü aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 4. Kümede bulunan aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiş kullanıcıların %14'ünde görülmektedir. 4. Kümenin tıklama gerçekleştirmiş oturumlarının %12'sinde görülen yer arayıp filtre seçen kullanıcıların %100'ü de ardından aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir. Puan ile etkileşime geçtikten sonra sıralama yapan kullanıcıların tamamı aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmiştir ve bu örüntü 4. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleşen oturumlarının %10'unda görülmektedir.

4. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumları incelendiğinde ise 4. Kümenin aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumlarının %16'sında görülen bu örüntüde, görsel ile etkileşime giren kullanıcıların tamamı bilgi ile etkileşime girip aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmıştır. Yer araması yapan kullanıcıların ise tamamının görsel ile etkileşime geçtiği ve bu örüntünün 4. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyen oturumların %15'inde görüldüğü sonucuna ulaşılmıştır. 4. Kümede aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama

gerçekleştirmeyen kullanıcı oturumlarının %25’inde ise puan ile etkileşime giren kullanıcıların %67’sinin fırsat ile etkileşime geçtikten sonra aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden siteden ayrıldıkları görülmüştür.

Tablo 4.12. 4. Kümeden Elde Edilen Anlamlı Kural Setleri

Tıklama Gerçekleşen Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 15	22	100	1,00	Bilgi	--->	Görsel
Kural 13	18	100	1,00	Yer Arama	--->	Bilgi
Kural 11	14	100	1,00	Filtre Seçimi	--->	Fırsat
Kural 9	12	100	1,00	Yer Arama	--->	Filtre Seçimi
Kural 1	10	100	1,00	Puan	--->	Sıralama
Kural 7	11	64	1,69	Görsel	--->	Bilgi
Tıklama Gerçekleşmeyen Oturumlar						
Kural	Destek (%)	Güven (%)	Kaldıraç	Öncül		İzleyen
Kural 18	16	100	0,99	Görsel	--->	Bilgi
Kural 12	15	100	0,99	Yer Arama	--->	Görsel
Kural 8	13	100	0,99	Görsel	--->	Fırsat
Kural 2	11	100	0,99	Görsel	--->	Puan
Kural 1	10	100	1,00	Bilgi	--->	Filtre Seçimi
Kural 27	25	67	0,99	Puan	--->	Fırsat

Birliktelik Kuralları Analizinden elde edilen sonuçlar incelendiğinde tez çalışmasında bahsi geçen e-ticaret sitesi kullanıcılarının 4 farklı profili için farklı tıklama davranışlarının gerçekleştiği ve bu profillerin her biri için farklı politikalar geliştirebileceği görülmektedir. Her bir kullanıcı profili için tıklama davranışında etkili olan ve bir arada gerçekleşen etkileşimler incelendiğinde;

Orta Gelirli Masaüstü Kullanıcıları, Filtre Seçimi yaptıktan veya Seyahat Yeri Aradıktan sonra Görsel ile Etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmektedir. Sıralama yaptıktan sonra Görsel ile Etkileşime geçerek veya hem Filtre Seçimi yapıp hem de Seyahat Yeri aradıktan sonra

Görsel ile Etkileşime geçerek siteden aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmaktadır.

Yüksek Gelirli Tablet Kullanıcıları, Filtre Seçimi yaptıktan veya Seyahat Yeri Aradıktan sonra Görsel ile Etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmektedir. Hem Filtre Seçimi yapıp hem de Seyahat Yeri aradıktan sonra Görsel ile Etkileşime geçerek siteden aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmaktadır.

Keşfeden Yüksek Gelirli Mobil Kullanıcılar, Görsel ile Etkileşime geçtikten sonra Sıralama yaparak ve Bilgi ile Etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmektedir. Bununla beraber hem Görsel hem de Bilgi ile etkileşime geçtikten sonra Fırsatlar ile Etkileşime geçerek tıklama gerçekleştirdikleri de görülmektedir. Hem Görsel hem de Bilgi ile etkileşime geçtikten sonra Puan ile Etkileşime geçerek siteden aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmaktadır.

Aceleci Düşük Gelirli Mobil Kullanıcılar, Bilgi ile Etkileşime geçtikten sonra Görsel ile Etkileşime geçerek sonra veya Seyahat Yeri Aradıktan sonra Bilgi ile Etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmektedir. Puan ile Etkileşime geçtikten sonra Fırsatlar ile Etkileşime geçerek veya Görsel ile Etkileşime geçtikten sonra Fırsat ile Etkileşime geçerek siteden aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeden ayrılmaktadır.

SONUÇ

E-ticaretin gün geçtikçe daha çok kullanıcıya ulaşması, dünya üzerinde birçok bireyin e-ticaretin bir paydaşı olmasına sebep olmuştur. Bu durum ise günümüzde e-ticareti sunan taraflar arasında bir rekabete sebep olmaktadır. Rekabetin yoğun olduğu bu ortamda kullanıcı deneyiminin iyileştirilmesi gerekmektedir. Bu sebeple e-ticaret sitelerinin çoğu, yatırımlarını kullanıcı odaklı politikalar üzerine yapmaktadır fakat kullanıcı odaklı politikalara yatırım yapılırken e-ticaret siteleri kendi devamlılıklarını sağlamaya çalışmakta ve iş ortaklarının da taleplerini karşılamak durumundadır.

Bu tez çalışmasında değerlendirilen e-ticaret sitesi konaklama yeri tekliflerine yönelik bir arama ve fiyat karşılaştırma sitesidir. Bu site aracılık biçimiyle konaklama hizmeti sunan işletmeler ile çalışmaktadır. Bahsi geçen bu e-ticaret sitesi, tıklama başına ücret modeliyle gelir elde etmektedir. Tıklama başına ücret modelinde satın almaya yönelik olan sayfaya giriş yapılması vasıtasıyla gerçekleşen bir ödeme söz konusudur. Bu ücret modelinde kullanıcıların, ortaklar tarafından sunulan konaklama tekliflerine tıklama yapması ile kazanç elde edilmektedir.

Kullanıcı etkileşimlerinin incelenerek gelir modellerinin iyileştirilmesi amacıyla yapılan bu tez çalışmasında ACM RecSys Challenge 2019'da sunulan kullanıcı etkileşimleri veri seti kullanılmıştır. Bu veri setinden değişken çıkarımları yapıldıktan sonra aykırı değerler tespit edilerek, veri seti analize hazır hale getirilmiştir. Daha sonrasında ise “Kullanıcılar benzer özelliklerine göre segmentlere ayrılabilir mi?” ve “Kullanıcı oturumları arasında farklılık bulunmakta mıdır?” sorularına cevap bulmak amacıyla K-Ortalamlar yöntemi ile Kümeme Analizi uygulanmıştır. Uygulanan kümeleme analizi sonucunda, kullanıcılar; Orta Gelirli Masaüstü Kullanıcı, Yüksek Gelirli Tablet Kullanıcı, Keşfeden Yüksek Gelirli Mobil Kullanıcı ve Aceleci Düşük Gelirli Mobil Kullanıcı olmak üzere 4 farklı segmente ayrılmış kullanıcı profillerinin çoğunlukla cihaz bağlamında farklılaştığı sonucuna ulaşılmıştır. Bu tanımlayıcı teknikten sonra ise “Kullanıcıların aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama davranışı, kullanıcıların gerçekleştirdiği etkileşimler ile tahmin edilebilir mi?” sorusunu cevaplamak amacıyla sınıflandırma analizi uygulanmıştır. Fakat veri seti incelendiğinde tıklama dağılımı dengesizdir. Bu sebeple

SMOTE yöntemi uygulanarak her bir kümedeki tıklama-tıklamama oranı %75-%25 olduktan sonra, sınıflandırma yöntemlerinden biri olan Ekstrem Gradyan Arttırma tekniği her bir kümeye uygulanmıştır. Sırasıyla her bir küme için aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama davranışı tahmininin %96,4; %98,4; %98,9 ve %96,4 doğru gerçekleştiği sonucuna ulaşılmış ve kullanıcıların aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama davranışının, kullanıcı etkileşimleri ile tahmin edilebileceği görülmüştür. Bu tahmin tekniğinden sonra ise “Kullanıcılar arasında birlikte görülen davranışlar bulunmakta mıdır?” sorusunu cevaplamak amacıyla birliktelik kuralları analizi uygulanmıştır. Bu analiz ile 4 farklı kullanıcı segmenti için farklı tıklama davranışlarının gerçekleştiği ve bu segmentlerin her biri için farklı politikalar geliştirebileceği görülmektedir.

Bu bilgiler ışığında kullanıcı etkileşimlerinin incelenerek gelir modellerinin iyileştirebileceği görülmüştür. Böylelikle, bahsi geçen e-ticaret sitesinin her paydaşı için de fayda sağlanacaktır. Aynı veri setiyle gerçekleştirilen D’Amico’un çalışmasının aksine bu tez çalışmasında 4 farklı kullanıcı profil segmenti bulunmuştur. Bu sebeple, kullanıcı etkileşimlerinin farklı segmentler üzerindeki tıklama davranışı etkisi daha ayrıntılı görülebilir. Aynı zamanda tıklama davranışları tahmininin doğruluğu, literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırıldığında bu tez çalışmasında daha yüksek bulunmuştur. Öyle ki e-ticaret siteleri kullanıcılarını, tez çalışması sonucunda elde edilen 4 farklı profile atayarak her bir kullanıcı profili için tıklama davranışlarını tahmin edebilir. Aynı zamanda, aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirilmeyen kullanıcılar için, etkileşimlerin birlikte gerçekleşme olasılıkları bilindiğinden tıklama gerçekleştirilmesini sağlayacak stratejiler geliştirebilir. Modelde;

- Bir masaüstü cihaz kullanıcısı, Orta Gelirli Masaüstü Kullanıcı profiline atandığında, bu kullanıcının sitede kısa süre geçireceği ve yüksek fiyatlı otellere bakmayacağı, aynı zamanda da öncelikle bir sıralama yapacağı ve görsel ile etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapmayacağı bilinmektedir. E-ticaret sitesi tarafından kişiselleştirme yapılarak bu profildeki kullanıcıların karşısına otomatik olarak daha az popüler olan ve ortalama fiyatlara sahip oteller sunulmalı, bu otellerin görsellerinin iyileştirilmesi gerektiği hizmeti

sunan işletmeye iletilmelidir. Bununla beraber yine Orta Gelirli Masaüstü Kullanıcı profiline atanan kullanıcıların seyahat yeri aradıktan sonra görsel ile etkileşime geçerek aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirdiği bilindiğinden, bu profildeki kullanıcıların deneyiminin iyileştirilmesi amacıyla kullanıcılara daha az popüler ve ortalama fiyatlara sahip otellerin bulunduğu seyahat yeri önerileri sunulabilir.

- Bir tablet kullanıcısı, Yüksek Gelirli Tablet Kullanıcısı profiline atanacaktır, bu kullanıcının sitede kısa süre geçireceği ve yüksek fiyatlı otellerle ilgileneceği bilinmektedir. Bu profilde aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapmayan kullanıcılar, seyahat yeri arayıp filtre seçimi yaptıktan sonra görsel ile etkileşime geçeceği için, kullanıcıları aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklamaya teşvik etmek amacıyla halihazırda filtrelenmiş özel seyahat yeri önerileri yapılabilir, aynı zamanda bu önerilen yerlerin görsellerinin iyileştirilmesi sağlanabilir. Bununla beraber aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama yapacağı bilinen kullanıcılara, filtrelenmiş oteller sunulduktan sonra tıklama gerçekleştiren kullanıcıların sitede geçireceği süre daha da kısaltılmış olacak ve böylelikle bu kullanıcılarında deneyimi iyileştirilmiş olacaktır.

- Diğer cihaz kullanıcılarına göre profilinin belirlenmesi daha zor olan Mobil kullanıcılar için ise profile atama işlemi sitede geçirdiği süre ve incelediği otellerin fiyatlarına göre gerçekleştirildikten sonra bu kullanıcıların deneyimleri iyileştirilerek tıklama gerçekleştirmeleri sağlanmalıdır. Örneğin, mobil bir kullanıcı popüler oteller ile etkileşime geçiyor ve uzun süre sitede kalıyorsa Keşfeden Yüksek Gelirli Mobil Kullanıcı profiline atanacak tam tersi durumda ise Aceleci Düşük Gelirli Mobil Kullanıcı profiline atanacaktır. Keşfeden Yüksek Gelirli Mobil Kullanıcıların, sırasıyla görsel ve bilgi ile etkileşime geçeceği, otel puanlarını inceledikten sonra aracı siteden satın alma yapılacak olan siteye tıklama gerçekleştirmeyeceği bilinmektedir. Öyle ki bu profildeki kullanıcıların inceleyeceği yüksek fiyatlı ve popüler otellerin bilgi düzenlenmesinin daha doğru ve geniş bir şekilde yapılması sağlanmalıdır. Aynı zamanda puanlama kriterinin önemi konaklama hizmeti sunan işletmelere aktararak, bu işletmelerin düşük puan aldığı kriterlerini iyileştirilmesi teşvik edilmelidir. Aceleci Düşük Gelirli Mobil Kullanıcı profili ise puan ile etkileşime geçtikten sonra fırsatları

inceleyerek tıklama gerçekleştirmedikten, bu kullanıcılar için kişiselleştirme yapılarak fırsatların genişletilmesi veya daha uygun fiyatlı fakat yüksek puanlı otellerin bu kullanıcılara sunularak tıklamaya teşvik edilmesi gerekmektedir.

Böylelikle, bahsi geçen e-ticaret sitesinin paydaşlarından biri olan kullanıcılar sunulan bu model önerisiyle profillerine göre ayrılarak kendi ihtiyaçları doğrultusunda özelleştirilmiş ve kişiselleştirmiş ara yüzler ile daha çok etkileşime girebilecek, daha iyi deneyimler yaşayabilecekler ve siteden memnun ayrılacaklardır.

Aynı zamanda tezde bahsi geçen e-ticaret sitesinin diğer bir paydaşı olan, konaklama hizmeti sunan işletmelere modelden elde edilen çıktılar etkin bir şekilde aktarılmalıdır. Çeşitli teşvik uygulamaları bu işletmelere sunulmalı ve bu kriterleri sağlamalarının önemi aktarılmalıdır. Örneğin, yüksek puanlı konaklama yerlerinin arayüzde üst sıralara konulması işletmeleri puan kriterlerini iyileştirmeye teşvik edecektir. Böylelikle, model sayesinde sağlanacak olan kullanıcıları tıklamaya teşvik etme durumu ile bu işletmelerde daha fazla kullanıcıya ulaşabilecek, kullanıcıları daha iyi tanıyabilecek ve daha yüksek gelirler elde edebilecektir.

Diğer çalışmalardan farklı olarak bu tezde sunulan model ile e-ticaret siteleri, kullanıcı profil segmentleri oluşturup kullanıcıların tıklama davranışları tahmin edebilecek ve sonrasında kullanıcı profil segmentlerinin gerçekleştireceği etkileşimler bilindiğinden her bir profil segmenti için özel politikalar geliştirebilecektir. Böylelikle bu model kullanılarak kullanıcılar bazında geliştirilen politikalar ile daha iyi bir kullanıcı deneyimi sunulabilecek, bunun sonucunda ise tıklama gerçekleştirme davranışının artmasıyla tıklama başına ücret modeli ile çalışan e-ticaret sitelerinin de geliri artacaktır. Öyle ki, bahsi geçen e-ticaret sitesinin her paydaşı için bu model, bahsedildiği şekilde fayda sağlayabilecektir.

Çalışmada elde edilen bulgular, hem günümüzün önemli konularından biri olan kullanıcı deneyiminin iyileştirilmesine hem de tıklama başına ücret modeli ile çalışan e-ticaret sitelerinin gelir modellerini iyileştirmesine katkı sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- 28690 sayılı
Resmî Gazete: “Ödeme ve Menkul Kıymet Mutabakat Ödeme Sistemleri, Ödeme Hizmetleri ve Elektronik Para Kuruluşları Hakkında Kanun”, Haziran 20, 2016, (Çevrimiçi) <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2013/06/20130627-14.htm>, 4 Şubat 2020.
- Adeyeye,
Adefolake: “Universal standards in CSR: are we prepared?”, **Corporate Governance: International Journal of Business in Society**, Vol.11/1, 2011, pp. 107-119.
- Agrawal,
Rakesh,
Imieliński,
Tomasz,
Swami, Arun: "Mining association rules between sets of items in large databases", **International conference on Management of data - SIGMOD '93**, pp. 207-216, 1993.
- Akpınar,
Haldun: **Data: Veri Madenciliği Veri Analizi**, Papatya Yayıncılık Eğitim, 2014.
- Alibaba
Group: "History & Milestones", (Çevrimiçi) <https://www.alibabagroup.com/en/about/history>, 21 Ocak 2020.
- Amazon.com: “2009 Amazon Annual Report”, 2009, (Çevrimiçi) http://www.annualreports.com/HostedData/AnnualReportArchive/a/NASDAQ_AMZN_2009.pdf, 21 Ocak 2020.
- Arasan, Ezhil: “A Review on mobile technologies: 3G, 4G and 5G”, **Second International Conference on Recent Trends and Challenges in Computational Models**, Tindivanam, 2017.
- Arora, Neeraj: “Putting One-to-one Marketing to Work: Personalization, Customization, and Choice”, **Marketing Letters**, Vol.19/3, 2008, pp. 305-321.
- Asokan, N.,
Janson P.,
Steiner M.,
Waidner M., “Electronic Payment Systems”, **IBM Research Report**, IBM Research Division Zurich Research Laboratory, 2000, pp. 1.

- Babahmetovic, Dino: "Large scale User Experience research on trivago Intelligence." Master's Degree Thesis, Universitat de les Illes Balears, 2018.
- Baesens, Bart, Zhu, Bing, Broucke Seppe K. L. M.: "An empirical comparison of techniques for the class imbalance problem in churn prediction", **Information Sciences**, Vol.408, 2017, pp. 84-99.
- Baran, Mert: "İşte dünyada ilk tv reklamı", **Akşam Gazetesi**, Kasım 6, 2015, (Çevrimiçi) <https://www.aksam.com.tr/yasam/iste-dunyada-ilk-tv-reklamı/haber-458883>, 26 Kasım 2019.
- Berkowitz, Eric N.: **Interactive Marketing and Electronic Commerce**, Vol.VI, The Irwin/McGraw-Hill Series in Marketing, 2000, pp. 1-3.
- Bilgin, Metin: **Veri Biliminde Makine Öğrenmesi: Makine Öğrenmesi Teorisi ve Algoritmaları**, Papatya Bilim, İstanbul, 2018.
- Bottou, Léon: "Large-Scale Machine Learning with Stochastic Gradient Descent", **19th International Conference on Computational Statistics (COMPSTAT'2010)**, Springer, Paris, France, pp. 177–187, 2010.
- Bozkurt, Veysel: **Elektronik Ticaret**, İstanbul, Alfa Yayınları, 2000.
- Bruce, Peter, Bruce, Andrew, Gedeck, Peter: **Practical Statistics for Data Scientists: 50+ Essential Concepts Using R and Python**, California, O'Reilly, 2nd ed., 2020.
- Canpolat, Önder: "E-ticaret ve Türkiye'deki Gelişmeler", **T.C. Sanayi ve Ticaret Bakanlığı Tüketicinin ve Rekabetin Korunması Genel Müdürlüğü**, 2001, s. 13.
- Carmona, C.J., Ramírez-Gallego, S., Torres F., Bernal E., del Jesus, M.J., García S.: "Web usage mining to improve the design of an e-commerce website: OrOliveSur.com", **Expert Systems with Applications**, Vol.39/12, 2012, pp. 11243-11249.

- Chawla,
Nitesh, V.: "Data Mining for Imbalanced Datasets: An Overview", **Data Mining and Knowledge Discovery Handbook**, Ed. by O. Maimon, L. Rokach, Boston, Springer, 2009, pp.875-886.
- Chawla,
Nitesh, V.,
Bowyer,
Kevin, W.,
Hall,
Lawrence, O.,
Kegelmeyer,
Philip W.: "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique", **Journal Of Artificial Intelligence Research**, Vol.16, 2002, pp. 321-357.
- Chen, Tianqi,
Guestrin,
Carlos: "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System", **Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, 2016, pp.785-794.
- Crepaldi,
Giorgio: "Hotel in a Clickout: a Session-based RNN Prediction Approach", Master's Degree Thesis, Politecnico di Torino, 2019.
- Cojocaru,
Camelia,
Cojocaru,
Silviu: "Sony vs. Apple-iPod launching, a case study of leadership and innovation", **Manager Journal**, Vol. 20/1, 2014, pp. 115-125.
- Coşkun,
Neslihan: "Elektronik ticaretin gelişiminde temel dinamikler ve gelişimi önündeki engeller", **Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, Cilt. 13/2, 2004, s. 246.
- D'Amico, E.,
Gabbolini, G.,
Montesi, D.,
Moreschini,
M., Parroni, F.,
Piccinini, F.,
Rossettini, A.,
Russo I.,
Alessio, B.,
Cesare, F.
Dacrema, M.: "Leveraging laziness, Browsing-Pattern Aware Stacked Models for Sequential Accommodation Learning to Rank", **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.

- Dean, Jared: **Big Data, Data Mining, and Machine Learning: Value Creation for Business Leaders and Practitioners**, John Wiley & Sons, 2014.
- Diker, Aykut, Varol, Asaf: “E-Ticaret ve Güvenlik”, **1st International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS’13)**, Mayıs 2013, s. 20-21.
- Dix, Alan: **Human-Computer Interaction**, Third Edition, Pearson, 2003.
- Dixit, Ankit: **Ensemble Machine Learning**, Packt Publishing, Birmingham, UK, 2017.
- Dunham, Margaret H.: **Data Mining: Introductory and Advanced Topics**, Pearson Education, 2006.
- Dorhan, Andy: **The Essential Guide to Wireless Communications Applications: From Cellular Systems to WAP and M-Commerce**, Prentice Hall, 2001.
- Dzeroski, Saso, Zenko, Bernard: "Is Combining Classifiers with Stacking Better than Selecting the Best One?", **Machine Learning**, Vol.54, pp. 255–273, 2004.
- Egger, Florian N.: “Affective Design of E-commerce User Interfaces: How to maximise perceived trustworthiness”, **International Conference on Affective Human Factors Design**, June 2001, pp. 217-324.
- Ekinci, Bilge T.: **İşlem Maliyetleri Bağlamında Elektronik Ticaret**, Antalya, Gece Kitaplığı Yayınları, 2008.
- Elibol, Halil, Kesici, Burcu: "Çağdaş İşletmecilik Açısından Elektronik Ticaret", **Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, Cilt.11, 2004, s. 303-329.
- Elmer-Dewitt, Philip: **Time Magazine**, July 25, 1994, (Çevrimiçi) “<http://content.time.com/time/magazine/article/0,9171,164784,00.html>”, 14 Ocak 2020.
- European Central Bank: “Virtual Currency Schemes”, October, 2016, (Çevrimiçi) <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/virtualcurrencyschemes201210en.pdf>, 4 Şubat 2020.

- Evans, Philip,
Wurster,
Thomas S.: **Blown to Bits: How the New Economics of Information Transforms Strategy**, Harvard Business School Press, 2000.
- Everitt, Brian,
S., Landau,
Sabine, Leese,
Morven: **Cluster Analysis**, Taylor & Francis, 2001.
- Fathian,
Mohammad,
Behestian-
Ardakani,
Arash,
Gholamian,
Mohammadrez
a: "A Novel Model for Product Bundling and Direct Marketing in E-Commerce Based on Market Segmentation", **Decision Science Letters**, Vol.7/1, 2018, pp. 39-54, doi:10.5267/j.dsl.2017.4.005.
- Fiandro,
Andrea: "Predict Your Accommodation: a User Centered Hybrid Recommender System", Master's Degree Thesis, Politecnico di Torino, 2020.
- Gama,
Ricardo,
Fernandes,
Hugo: "An attentive RNN model for session-based and context-aware recommendations: a solution to the RecSys challenge 2019", **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Giudici, Paolo: **Applied Data Mining: Statistical Methods for Business and Industry**, John Wiley & Sons, England, 2003.
- Giuffrida,
Giovanni,
Cantone,
Vincenzo,
Tribulato,
Giuseppe: "An Apriori Based Approach to Improve On-Line Advertising Performance", **Conference on Applications of Data Mining in E-Business and Finance**, Amsterdam, 2008, pp. 51–61
- Google: "Google Launches Self-Service Advertising Program", **News from Google**, October 23, 2000, (Çevrimiçi) <http://googlepress.blogspot.com/2000/10/google-launches-self-service.html>, 21 Ocak 2020.

- Goutte, Cyril,
Toft, Peter,
Rostrup, Egill,
Nielsen, Finn,
Å, Hansen,
Lars, Kai: "On Clustering fMRI Time Series", **NeuroImage**, Vol.9/3, 1999, pp. 298-310.
- Grabianowski, Ed, Pollette, Chris,
Crawford, Stephanie: "How PayPal Works", **How Stuff Works**, May 3, 2019, (Çevrimiçi) <https://money.howstuffworks.com/paypal.htm>, 16 Ocak 2020.
- Green, M.: "Design Notations and User Interface Management Systems", **User Interface Management Systems**, Ed. by. G.E. Pfaff, Berlin, Springer, 1985.
- Guo, Yan,
Wang, Minxi,
Li, Xin: "Application of an improved Apriori algorithm in a mobile e-commerce recommendation system", **Industrial Management & Data Systems**, Vol.117/2, 2017, pp. 287-303.
- Gürsoy, Umman, T.: **Veri Madenciliği ve Bilgi Keşfi**, Pegem Akademi, 2009.
- Hartson, Rex,
Pardha, S.,
Pyla: **The UX Book: Process and guidelines for ensuring a quality user experience**, Elsevier, 2012.
- Hoens, Ryan,
T., Chawla,
Nitesh, V.: "Imbalanced Datasets: From Sampling to Classifiers", **Imbalanced Learning: Foundations, Algorithms, and Applications**, Ed. by H. He, M.Yunqian, Wiley-IEEE Press, 2013, pp. 43-61.
- Ilyas, Ihab F.,
Chu, Xu: **Data Cleaning**, ACM Books, 2019.
- IdeaSoft: "E-Ticaret Sözlüğü", (Çevrimiçi) <https://www.eticaret.com/e-ticaret-sozlugu/>, 26 Temmuz 2020.
- International Telecommunicati-on Union: "All about the Technology", April 4, 2011 (Çevrimiçi) <https://www.itu.int/osg/spu/ni/3G/technology/index.html>, 10 Ocak 2020.

- Jankiewicz,
Pawel,
Kyrashchuk,
Liudmyla,
Sienkowski,
Pawel, Wojcik,
Magdalena:
- “Boosting algorithms for a session-based, context-aware recommender system in an online travel domain”, **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Jankowski,
Norbert, Duch,
Wlodzislaw,
Grabczewski,
Krzysztof:
- Meta-Learning in Computational Intelligence**, Springer, Berlin, 2011.
- Johnson,
Richard,
Wichern,
Dean, W.:
- Applied Multivariate Statistical Analysis**, Sixth Edition, Prentice Hall, New Jersey, 2007.
- Johnson,
Stephen, C.:
- Hierarchical clustering schemes. **Psychometrika**, Vol.32, 1967, pp.241–254.
- Kapoor,
Kawaljeet, K.,
Dwivedi,
Yogesh, K.,
Piercy, Niall,
C.:
- "Pay-per-click advertising: A literature review", **The Marketing Review**, Vol.16/2, 2016, pp. 183-202.
- Kaplan,
Andreas M.,
Haenlein,
Michael:
- “Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media”, **Business Horizons**, Vol. 53/1, 2010, pp. 59-68.
- Kasap, Çağrı
B.:
- “Etkileşim Tasarımı ve Arayüz Tasarımı Felsefesinin İletişim ve Semiyotik Açısından Değerlendirilmesi”, **Sanat ve Tasarım Dergisi**, Cilt. 24, 2019, s. 209-233.
- Kılınç, Deniz,
Başgeçmez,
Nebahat:
- Uygulamalarla Veri Bilimi**, Abaküs Yayın Dağıtım, İstanbul, 2019

- Knees, Peter,
Deldjoo,
Yashar,
Moghaddam,
Farshad B.,
Adamczak,
Jens, Leyson,
Gerard-Paul,
Monreal,
Philipp:
- “RecSys Challenge 2019: Session-based Hotel Recommendations”, **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Krawczyk,
Bartosz:
- "Learning from imbalanced data: open challenges and future directions", **Progress in Artificial Intelligence**, Vol.5, 2016, pp. 221–232.
- Kodinariya,
Trupti, M.,
Makwana,
Prashant, R.:
- "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering", **International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies**, Vol.1/6, 2013, pp. 90-95.
- Kotsiantis,
Sotiris,
Kanellopoulos,
Dimitris,
Pintelas,
Panayiotis:
- "Handling imbalanced datasets: A review", **GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering**, Vol.30, 2006, pp. 25-36.
- Kung-Hsiang,
Huang, Yi-Fu,
Fu, Yi-Ting,
Lee, Tzong-
Hann, Lee,
Yao-Chun,
Chan, Yi-Hui,
Lee, Shou-De,
Lin:
- “A-HA: a hybrid approach for hotel recommendation”, **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Larose, Daniel,
T.:
- Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining**, Canada, JohnWiley & Sons, 2005.
- Laudon,
Kenneth C.,
Traver, Carol
G.:
- E-Commerce: Business, Technology, Society**, Vol.2, Pearson-Addison Wesley, 2003.

- Li, R., Jiang, Y., Yang, W., Tang, G., Wang, S., Ma, C., He W., Xiong, X., Xiao Y., Zhao, E., Y.:
- "From Semantic Retrieval to Pairwise Ranking: Applying Deep Learning in E-commerce Search", **42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval**, Paris, 2019, pp. 1383–1384.
- Liao, Shu-hsien, Chen, Yin-Ju, Deng, Min-yi:
- "Mining customer knowledge for tourism new product development and customer relationship management", **Expert Systems with Applications**, Vol.37/6, 2010, pp. 4212-4223.
- Liu, Alexander, Yun-chung:
- "The Effect of Oversampling and Undersampling on Classifying Imbalanced Text Datasets", Master's Degree Thesis, The University of Texas, Austin, 2004.
- Liu, Yutong, Song, Peiyi:
- "An XGBoost Algorithm for Predicting Purchasing Behaviour on E-Commerce Platforms", **Technical Gazette**, Vol. 27/5, 2020, pp. 1467-1471.
- Liu, Ying, Li, Hong, Peng, Geng, Lv, Benfu, Lv, Zhang, Chong:
- "Online Purchaser Segmentation and Promotion Strategy Selection: Evidence from Chinese E-commerce Market", **Annals of Operations Research**, Vol.233, 2015, pp. 263-279
- Loesche, Dyfed:
- "Mobile E-commerce is up and Poised for Further Growth", **Statista**, March 6, 2018, (Çevrimiçi) <https://www.statista.com/chart/13139/estimated-worldwide-mobile-e-commerce-sales/>, 2 Şubat 2020.
- Ludewig, Malte, Jannach, Dietmar:
- "Learning to rank hotels for search and recommendation from session-based interaction logs and meta data", **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop (Recsys Challenge 2019)**, Copenhagen, 2019.
- MacQueen, James:
- "Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations", **Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability**, Vol.1/14, 1967.

- Maheshwari Kirti,
Khapekar, Ria,
Bahl, Anmol,
Bhatia, Kunal,
Lachake,
Amol:
"Credit Profile of E-Commerce Customer", **International Research Journal of Engineering and Technology**, Vol.6/11, 2019, pp. 2095-2100.
- Maindonald, John, H.:
"Data Mining with Rattle and R, The Art of Excavating Data for Knowledge Discovery by Graham Williams", **International Statistical Review**, Vol.80/1, pp. 176-204 2012.
- Mankan, Esra:
E-Ticaret, İzmir, İlya Yayınları, 2011.
- Morris, Christiane:
"Global Mobile Commerce Forum Inaugural Plenary Conference Minutes of Meeting", November 10, 1997, (Çevrimiçi) <http://cryptome.org/jya/glomob.htm>, 7 Ocak 2020.
- New York Daily News:
"Hostels Go On-line", May 21, 1995, (Çevrimiçi) <https://www.nydailynews.com/archives/travel/hostels-on-line-article-1.681815>, 14 Ocak 2020.
- Nielsen, Jakob, Molich, Rolf, Snyder Carolyn, Farrel, Susan:
"E-commerce user experience", **Nielsen Norman Group**, 2000, (Çevrimiçi) <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.472.2548&rep=rep1&type=pdf>, 10 Temmuz 2020.
- Oh, Jaehoon, Kim, Sangmook, Yun, Se-Young, Choi, Seungwoo, Yi, Mun Yong:
"A Pipelined Hybrid Recommender System for Ranking the Items on the Display", **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Oldridge, Even, Rabhi, Sara, Sun, Wenbo, Perez, Julio, Kristensen, Mads, Liu, Jiwei:
"Accelerating recommender system training 15x with RAPIDS", **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.

- Opentext: **EDI Basics: How Successful Businesses Connect, Communicate and Collaborate Around The World**, OpenText Business Network, 2017.
- O'Reilly & Associates, Inc.: "GNN Home Page", 1993, (Çevrimiçi) <https://www.oreilly.com/gnn/>, 14 Ocak 2020.
- O'Reilly, Tim: "O'Reilly Network Weblogs: SLAC Symposium on the Early Web", **The O'Reilly Network**, November 26, 2001 (22 Aralık 2001'de orijinalinden arşivlenmiştir., <https://web.archive.org/web/20011222071440/http://www.oreilly.net.com/lpt/wlg/907>, 15 Ocak 2020.
- Ortiz-Ospina, Esteban: "The rise of social media", **Our World in Data**, September 18, 2020, (Çevrimiçi) <https://ourworldindata.org/rise-of-social-media>, 2 Şubat 2020.
- O'Sullivan, Arthur, Sheffrin, Steven M.: **Economics: Principles in Action**, Pearson Prentice Hall, 2003.
- Othman, Esam, Singh, Pradeep, K., Ahmed, Rafeeq, Mahmood, Awais, Dhahri, Habib, Choudhury, Prasenjit: "Optimized recommendations by user profiling using apriori algorithm", **Applied Soft Computing**, Vol.106, 2021.
- Özkan, Yalçın: **Veri Madenciliği Yöntemleri**, 4. Basım, İstanbul, 2020.
- Özmen, Şule: **Ağ Ekonomisinde Yeni Ticaret Yolu: E-Ticaret**, İstanbul, İstanbul Bilgi Üniversitesi Yayınları, Ekim 2013.
- Öztemel, Ercan: **Yapay Sinir Ağları**, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2003.

- Patrous, Ziad, S.: Evaluating XGBoost For User Classification By Using Behavioral Features Extracted From Smartphone Sensors, Masters' Degree Thesis, KTH Royal Institute of Technology, Sweden, 2018.
- Qing, Haohua, Zhang, Jiali, Fu, Die: "Data of E-Commerce Users Based on Data Mining Technology", **Journal of Physics**, Vol.1852, 2021.
- Rachid, Ait Daoud, Amine, Abdellah, Belaid, Bouikhalene, Rachid, Lbibb: "Clustering prediction techniques in defining and predicting customers defection: The case of e-commerce context", **International Journal of Electrical and Computer Engineering**, Vol.8/4, 2018 pp. 2367-2383, doi: 10.11591/ijece.v8i4.pp2367-2383.
- Riyadi, Nanang, Mulki, Muhammad, F.,Susanto, Richard: "Analysis of Customers Purchase Patterns of E-Commerce Transactions Using Apriori Algorithm and Sales Forecasting Analysis With Weighted Moving Average (WMA) Methods", **Scientific Research Journal**, Vol.7/7, 2019, pp. 45-58.
- Roser, Max, Ritchie, Hannah, Ortiz-Ospina, Esteban: "Internet", **Our World in Data**, 2020, (Çevrimiçi) <https://ourworldindata.org/internet>, 21 Ocak 2020.
- Ruder, Sebastian: **An overview of gradient descent optimization algorithms**, 2016, arXiv preprint, arXiv:1609.04747.
- Sarisakal, M. Nusret, Aydın, M. Ali: "E-Ticaret'in Yeni Yüzü: Mobil Ticaret", **Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi**, Cilt. 1/2, Temmuz 2003, s. 85.
- Sau-Ling LAI, Linda: "Social commerce - E-commerce in social media context", **International Journal of Social, Behavioral, Educational, Economic, Business and Industrial Engineering**, Vol. 4/12, 2010, pp. 2213-2218.
- Schamel, Guenter: "Weekend vs. midweek stays: Modelling hotel room rates in a small market." **International Journal of Hospitality Management**, Vol.31/4, 2012, pp. 1113-1118.

- Schapire, Robert, E., Freund, Yoav: **Boosting: Foundations and Algorithms**, MIT Press, 2012.
- Schneider, Gary P., Perry, James T.: **Electronic Commerce**, Vol.II, Course Technology, 2001.
- Sci-Kit Yellowbrick “Elbow Method”, **Yellowbrick: Machine Learning Visualization**, 2019, (Çevrimiçi) <https://www.scikit-yb.org/en/latest/api/cluster/elbow.html>, 16 April 2021.
- Shafiyah, N., Alsaqour R., Shaker H., Alsaqour O.: “Review on Electronic Commerce”, **Middle East Journal of Scientific Research**, Vol.13/9, 2013, pp. 1357-1365.
- Shirkhorshidi, Ali S., Aghabozorgi, Saeed, Wah Teh Y.: A Comparison Study on Similarity and Dissimilarity Measures in Clustering Continuous Data, **PLoS ONE**, Vol.10/12, 2015, pp. 1-20, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0144059>
- Siang, Teo Yu: “What is Interaction Design?”, July 27, 2020, <https://www.interaction-design.org/literature/article/what-is-interaction-design>, 27 Temmuz 2020.
- Sicilia, Maria, Ruiz, Salvador, Munuera, Jose L.: “Effects of Interactivity in a Web Site: The Moderating Effect of Need for Cognition”, **Journal of Advertising**, , Vol.34/3, 2005, pp. 31-44.
- Silahtaroglu, G.: **Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları**, 4. Basım, İstanbul, Papatya Yayıncılık Eğitim, 2020.
- Silver, Kevin: “What Puts the Design in Interaction Design”, July 10, 2007, (Çevrimiçi) <https://www.uxmatters.com/mt/archives/2007/07/what-puts-the-design-in-interaction-design.php>, 27 Temmuz 2020.

- Soman, K., P., Loganathan, R., Ajay, V.: **Machine learning with SVM and other kernel methods**, PHI Learning Pvt. Ltd., 2011.
- Spector, Robert: **Amazon.com ve Yaratıcı Jeff Bezos**, Çev. Zeynep Yelçe, İstanbul, Scala Yayıncılık, 2001.
- Spiezia, Vincenzo: "Measuring E-Commerce: Some New Developments", **United Nations Conference on Trade and Development**, e-Commerce Week, Geneva, 24-28th April 2017.
- Statcounter: "Desktop vs Mobile vs Tablet Market Share Worldwide", 2019, (Çevrimiçi) <https://gs.statcounter.com/platform-market-share/desktop-mobile-tablet/worldwide/#yearly-2009-2019>, 20 Ocak 2020.
- Stevens, Richard W.: **TCP/IP Illustrated, Vol. 1: The Protocols**, Massachusetts, Addison-Wesley Publishing Company, 1994.
- Stewart, Bill: "Internet History – One Page Summary", **The Living Internet**, January 2000, (Çevrimiçi) https://www.livinginternet.com/i/ii_summary.htm, 7 Ocak 2020.
- Stone, Debbie, Jarrett, Caroline, Woodroffe, Mark, Minochha, Shailey: **User Interface Design and Evaluation**, Elsevier, 2005.
- Syakur, M. A., Khotimah, B. K., Rochman, E. M. S., Satoto, B. D.: "Integration K-Means Clustering Method and Elbow Method For Identification of The Best Customer Profile Cluster", **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, Vol.336, 2018.
- Szetela, David: **Customers Now: Profiting from the New Frontier of Content-Based Internet Advertising**, iUniverse, 2009.

- Tan, Pang-Ning,
Steinbach,
Michael,
Kumar, Vipin: **Introduction to Data Mining**, Person Education, New Delhi, India, 2006.
- Tehan, Rita: "E-Commerce Statistics: Explanation and Sources", **CRS Report for Congress: Received through the CRS Web**, 22 February 2002, pp. 8.
- Thabtaha,
Fadi,
Hammoud,
Suhel,
Kamalov,
Firuz,
Gonsalves,
Amanda: "Data imbalance in classification: Experimental evaluation", **Information Sciences**, Vol.513, 2020, pp.429-441
- The World Bank "Individuals using the Internet (% of population)", 2019, (Çevrimiçi)
<https://data.worldbank.org/indicator/IT.NET.USER.ZS>, 21 Ocak 2020.
- The World Bank: "The Global Findex Database Report", 2018, (Çevrimiçi)
<https://globalfindex.worldbank.org>, 3 Ocak 2020.
- Tognazzini,
Bruce: "First Principles of Interaction Design", (Çevrimiçi)
<https://asktog.com/atc/principles-of-interaction-design/>, 26 Temmuz 2020.
- Tripathi,
Mayank: "Understanding Imbalanced Datasets and techniques for handling them", A Data Science Foundation White Paper, Altrincham, England, September, 2020.
- TÜSİAD: "E-Ticaret Raporu: E-Ticaretin Gelişimi, Sınırların Aşılması ve Yeni Normlar: 2019", 2019, (Çevrimiçi)
<https://www.eticaretraporu.org/wp-content/uploads/2019/05/DD-TUSIAD-ETicaret-Raporu-2019.pdf>, 03.02.2019.
- Vapnik,
Vladimir, N.: "An overview of statistical learning theory", **IEEE transactions on neural networks**, Vol.10/5, pp. 988-999, 1999.

- Volkovs, Maksims, Wong, Anson, Cheng, Zhaoyue, Perez, Felipe, Stanevich, Ilya, Lu, Yichao: “Robust Contextual Models for In-Session Personalization”, **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Voss, Jakob: “Measuring Wikipedia”, **10th International Conference of the International Society for Scientometrics and Informetrics**, Stockholm, 24-28 June 2005.
- W3COMPUTING: "Types of User Interface", (Çevrimiçi) <https://www.w3computing.com/systemsanalysis/types-user-interface/>, 26 Temmuz 2020.
- Walke, Bernhard: “The roots of GPRS: The first system for mobile packet-based global internet Access”, **IEEE Wireless Communications**, Vol.20/5, October 2013, pp. 12-23.
- Ward Jr, Joe, H.: Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function, **Journal of the American Statistical Association**, Vol.58/301, 1963, pp. 236-244.
- Wang, Zhe, Gao, Yangbo, Chen, Huan, Yan, Peng: “Session-Based Item Recommendation with Pairwise Features”, **ACM Recommender Systems Challenge 2019 Workshop** (Recsys Challenge 2019), Copenhagen, 2019.
- Wigand, Rolf T.: “Electronic Commerce: Definition, Theory, and Context”, **The Information Society An International Journal**, Vol.13/1, 1997, pp. 1-16.
- World Trade Organization: “E-Commerce Brief Notes”, **11th WTO Ministerial Conference**, Buenos Aires, 2017.
- World Wide Web Consortium: “ABOUT W3C”, 2019, (Çevrimiçi) <https://www.w3.org/Consortium/>, 15 Ocak 2020.

- XingFen, Wang, Xiangbin, Yan, Yangchun, Ma: "Research on User Consumption Behavior Prediction Based on Improved XGBoost Algorithm", **IEEE International Conference on Big Data**, USA, 2018, pp. 4169-4175.
- Yadav, Mahendra, P., Feeroz. Mhd, Yadav Vinod K.: "Mining the Customer Behavior Using Web Usage Mining in E-Commerce", **3rd International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies**, IEEE, India, 2012, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICCCNT.2012.6395938.
- Yang, Guijun, Xu, Xue, Zhao, Fuqiang: "Predicting User Ratings with XGBoost Algorithm", **Data Analysis and Knowledge Discovery**, Vol.3/1, 2019, pp. 118-126.
- Yap, Bee Wah, Rani, Khatijahhusna Abd, Rahman, Hezlin Aryani Abd, Fong, Simon, Khairudin, Zuraida, Abdullah, Nik Nik: "An Application of Oversampling, Undersampling, Bagging and Boosting in Handling Imbalanced Datasets", **First International Conference on Advanced Data and Information Engineering**, Springer, Singapore, 2013, pp. 13-22. doi:10.1007/978-981-4585-18-7_2.
- Yoffie, David B., Cusumano, Michael A.: "Building a Company on Internet Time: Lessons from Netscape", **California Management Review**, Vol. 41/3, 1999, pp. 8–28.
- Yu, Z., Du, M., Wang, T., Wang, X., Jiang, X.: "XGBoost Based Strategic Consumers Classification Model on E-commerce Platform", **The 6th International Conference on E-Business and Applications**, Singapore, 2020, pp. 48–53
- Yuan, Chunhui, Yang, Haitao: "Research on K-Value Selection Method of K-Means Clustering Algorithm", **J: Multidisciplinary Scientific Journal**, Vol.2/2, 2019, pp. 226-235, doi:10.3390/j2020016

- Zengin, Burcu, Aydoğdu, Begüm: "Elektronik Ödeme Sistemlerini Olası Etkileri Üzerine Bir İnceleme", **Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, Cilt. 15/3, 2013, s. 129-150
- Zerenler, Muammer: **Dijital İş Yaşamı: Tüm Boyutlarıyla Elektronik Ticaret**, Ankara, Gazi Kitabevi, Ekim 2013.
- Zhan, Choujun, Li, Jianbin, Jiang, Wei, Sha, Wei, Guo, Yijing: "E-commerce Sales Forecast Based on Ensemble Learning", **IEEE International Symposium on Product Compliance Engineering-Asia**, China, 2020, pp. 1-5.
- Zhang, Tong: "Solving large scale linear prediction problems using stochastic gradient descent algorithms", **Proceedings of the twenty-first international conference on Machine Learning**, pp.116, 2004
- Zhang, C., Yunqian, M.: **Ensemble Machine Learning Methods and Applications**, New York, USA, Springer, 2012.
- Zhou, Zhi-Hua: **Ensemble Methods Foundations and Algorithms**, U.S, Chapman & Hall / CRC Press, 2012.
- Zhu, Bing, Baesens, Bart, Backiel, Aimée, Broucke Seppe K. L. M.: "Benchmarking sampling techniques for imbalance learning in churn prediction", **Journal of the Operational Research Society**, Vol.69/1, 2018, pp. 49-65.
- Zhu, Rui, Guo, Yiwen, Xue, Jing-Hao: "Adjusting the imbalance ratio by the dimensionality of imbalanced data", **Pattern Recognition Letters**, vol.133, 2020, pp. 217-223.