

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

SOSYAL MEDYADA ONLINE TÜKETİCİ YORUMLARININ
PERFORMANSINI ÖNGÖRME

Esra DEMİROĞLU
YÜKSEK LİSANS TEZİ
STRATEJİ BİLİMİ ANABİLİM DALI

GEBZE
2021

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SOSYAL MEDYADA ONLINE TÜKETİCİ
YORUMLARININ PERFORMANSINI
ÖNGÖRME

Esra DEMİROĞLU
YÜKSEK LİSANS TEZİ
STRATEJİ BİLİMİ ANABİLİM DALI

Tez Danışmanı
Prof. Dr. Hüseyin İNCE

GEBZE
2021



YÜKSEK LİSANS JÜRİ ONAY FORMU

GTÜ Sosyal Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 09/02/2021 tarih ve 2021/06 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 16/02/2021 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Esra DEMİROĞLU'nun tez çalışması STRATEJİ BİLİMİ Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

ÜYE

(TEZ DANIŞMANI) : Prof. Dr. Hüseyin İNCE

ÜYE

: Prof. Dr. Salih Zeki İMAMOĞLU

ÜYE

: Doç. Dr. Mustafa Emre CİVELEK

ONAY

Gebze Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun
...../...../..... tarih ve/..... sayılı kararı.

İMZA/MÜHÜR

ÖZET

Online tüketici yorumları (OCR'ler) tüketicilerin farklı ürünlerin güçlü ve zayıf yanlarını bilmelerine ve ihtiyaçlarına en uygun olanları bulmasına yardımcı olmasına rağmen, hacimleri, çeşitlilikleri ve hızları nedeniyle işletmelerin bunları analiz etmeleri büyük zorluk oluşturmaktadır. Online müşteri yorumlarının büyük ölçüde artması, müşteriler için ürünle ilgili bol miktarda bilgi sağlarken, daha sonrasında aşırı bilgi yüklemesi sorunları karşımıza çıkmaktadır. Ürünler ile ilgili çok sayıda yapılan ürün yorumları, müşterilerin ihtiyaç duydukları bilgileri bulmalarını engelledi ve bu da tüketici satın alma kararlarıyla ilgili riski ve belirsizliği büyük ölçüde artırdı. Belirsizliği ortadan kaldırmak ve karar verme riskini azaltmak için, müşteri satın alma kararlarında faydalı müşteri yorumlarının olması son derece önemli ve gereklidir.

Bu araştırmada, büyük veri analitiği teknikleri kullanarak online tüketici yorumlarının (OCR) faydalı oy alma ihtimali ile aldığı faydalı oy sayısı üzerinde etkili olan parametreler incelenmiş, tüketici yorumlarının okunabilirliği ve faydalı bulunmasında etkili olan değişkenler üzerinde istatistiksel sonuçlar elde edilmiştir. Çalışmada, e-ticaret sitesinden alınan 8 farklı kategoride, en fazla yorum yapılan 87 ürüne ait 59252 adet online tüketici yorumları kullanılmıştır. Yorumların başlık ve içeriğinin duygusu, yorumun uzunluğu, yorumun internet sitesinde kaldığı süre, yorum yapan kişinin yaş ve lokasyon bilgileri ve bu yoruma ilişkin yapılan tüketici oyları kullanılarak kurulan hipotezler çeşitli veri istatistiği, duygu analizi ve derin öğrenme teknikleri kullanarak sonuçlar elde edilmiştir. Bu çalışmada kullanılan yaklaşım hem satıcılara hem de tüketicilere fayda sağlayarak büyük OCR verilerinin sınıflandırılması için ölçeklenebilir otomatik sistemler geliştirilmesine katkı sağlayabilmektedir.

Araştırma sonucunda, yorum içerik uzunluğu, yorumun başlık duygusu, yorum ömrü, yorum içerik karmaşıklığı okur sayısı ve fayda üzerinde anlamlı ve olumlu etki gösterdiği, yorum başlık uzunluğu, yorum başlık karmaşıklığı online yorum faydalı bulunması üzerinde anlamlı ve olumsuz etkisi olduğu saptanmıştır. Yorumcunun lokasyon ve yaş grubu verisiyle fayda ve okur sayısı arasında anlamlı ilişki olduğu saptanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Online Yorum, Tüketici, Performans

SUMMARY

Although online consumer reviews (OCRs) help consumers know the strengths and weaknesses of different products and find the ones that best suit their needs, their volume, variety, and speed pose a major challenge for businesses to analyze them. While the massive increase of OCRs provides abundant product information for customers, then information overload problems arise. Multiple product reviews about products prevented customers from finding the information they needed, greatly increasing the risk and uncertainty associated with consumer purchasing decisions. In order to eliminate uncertainty and reduce the risk of decision making, it is extremely important and necessary to have useful customer comments in customer purchasing decisions.

In this study, using big data analytics techniques, the parameters that affect the probability of benefiting from online consumer comments and the number of beneficial votes were examined, and statistical results were obtained on the variables that affect the readability and usefulness of consumer comments. In the study, 59252 online consumer reviews belonging to 87 products with the most comments in 8 different categories taken from the e-commerce site were used. Hypotheses based on the emotion of the title and content of the comments, the length of the comment, the duration of the comment, the age and location of the commenter, and the consumer votes regarding this comment, results were obtained using various data statistics, sentiment analysis and deep learning techniques. The approach used in this study can contribute to the development of scalable automated systems for classifying large OCR data by benefiting both vendors and consumers.

As a result of the research, it was determined that length of comment content, title sense of comment, comment lifetime, comment content complexity had a significant and positive effect on the number of readers and benefit, comment heading length, comment heading complexity had a significant and negative effect on finding useful online comments. It has been determined that there is a significant relationship between the location and age group data of the commentator, benefit and number of readers.

Key Words: Online reviews, Customer, Performance

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmamda bana destek, yüksek lisans eğitimimde ve akademik hayatımda desteğini ve yardımlarını esirgemeyip bilgisi ile bu çalışmanın oluşmasının yolunu açan değerli danışman hocam Prof. Dr. Hüseyin İNCE' ye,

Bütün hayatım boyunca yanımda olan, maddi ve manevi desteğini asla esirgemeyen, üzerimde çok emeği olan değerli anne ve babama,

Çalışmalarım boyunca bana inanan, manevi desteğini her an yanımda hissettiğim, motivasyon kaynağım sevgili nişanlım Halil İbrahim DİLEK' e en içten teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	i
SUMMARY	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
TABLolar DİZİNİ	viii
1.GİRİŞ	1
2.KAVRAMLAR	4
2.1. Büyük Veri	4
2.1.1. Duygu Analizi (Sentiment Analizi)	7
2.1.2. Derin Öğrenme	8
2.1.2.1. Derin Öğrenmenin Kullanım Alanları	12
2.2. Teoriler	16
2.2.1. Online Yorumların Performansının Belirleyici Teoriler	16
2.2.1.1. Negatiflik Yanlılığı Teorisi	16
2.2.1.2. Pozitif Sosyal Etki Yanlılığı Teorisi (İç Daire Yanlılığı)	19
2.2.2. Mesaj Seçimi İle İlgili Teoriler	20
2.2.2.1. Seçici Dikkat Teorisi	20
2.2.2.2. Atıf Teorisi	21
2.3. Performans	23
2.3.1. Performans Ölçmenin Önemi	24
2.3.2. Performans Ölçütleri	27
3.TEORİK ALTYAPI VE HİPOTEZLER	30
3.1. Online Yorumların Performans Ölçümleri	30
3.2. Online Yorumların Performansının Belirleyicileri	31
3.3. Performans Moderatörleri	34
3.4. Araştırma Hipotezleri	36
3.5. Online Yorumun Metinsel Karakteristikleri	38
3.6. Online Yorumun Sayısal Karakteristikleri	41
3.7. Online Yorumun Yorumcusu ile İlgili Karakteristikleri	46
4. METODOLOJİ	49

4.1. Veri Toplama	49
4.2. Değişkenler	50
4.2.1. Online Yorum Başlığının Polaritesi	51
4.2.2. Online Yorum İçeriğinin Duygusu (Semantiği)	52
4.2.3. Online Yorumun Diğer Değişken Parametreleri	55
5. YÖNTEM VE BULGULAR	58
5.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi	58
5.2. Araştırmanın Yöntemi	58
5.3. Verilerin Analizi	58
5.4. Araştırma Bulguları	58
5.4.1. Online Yorumlara İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler	59
5.4.2. Korelasyon Analizine İlişkin Bulgular	62
5.4.3. Araştırma Hipotezlerinin Testi	63
5.4.3.1. Yorumun Faydalı Oy Alma İhtimali	67
5.4.3.2. Bir Yorumun Bir veya Birden Fazla Faydalı Oy Almasını Etkileyen Faktörler	69
5.4.3.3. Yorumun Okur Sayısını Etkileyen Faktörler	78
5.4.4. Fark Testlerine İlişkin Bulgular	87
6. SONUÇLAR	94
6.1. Araştırmanın Katkısı	98
6.2. Araştırmanın Kısıtları ve Gelecekteki Araştırmalar İçin Öneriler	101
KAYNAKLAR	104
ÖZGEÇMİŞ	119

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler ve Açıklamalar

Kısaltmalar

β	: Çoklu regresyon analizi denklem operatörü
$\log$	: Logaritma operatörü
GTÜ	: Gebze Teknik Üniversitesi
OCR	: Online Consumer Reviews
VIF	: Varyans Şişirme Faktörü
ERP	: Event-Related Brain Potentials
LSTM	: Long Short Term Memory
RNN	: Recurrent Neural Network

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sekil No:</u>	<u>Sayfa</u>
2.1.: “Data Never Sleeps 4.0” İnfografik	6
2.2.:Derin Öğrenme Şeması	10
2.3: Bir yapay sinir ağı mimarisinin genel görünümü	11
2.3:Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenmenin Kronolojisi	16
3.1:Araştırma Modeli	37
4.1:E-ticaret sitesinden dan alınmış örnek bir online müşteri yorumu	50
4.2:LSTM kullanılarak gerçekleştirilen anlam analizi yapısı	54
4.3:Duygu analizi ve metin madencilik sürecinin sistem tasarımı	57

TABLÖLAR DİZİNİ

<u>Tablo No:</u>	<u>Sayfa</u>
2.1:Yıllara Göre Performans Ölçütleri	28
5.1:Online Müşteri Yorumlarına Ait Tanımlayıcı İstatistikler	60
5.2:Tanımlayıcı İstatistikler(Medyan, Ortalama, Standart Sapma)	62
5.3:Pearson Korelasyon Analizi Sonuçları	63
5.4:Bağımsız Değişkenler Arasındaki Varyans Şişirme Faktörleri (VIF)	66
5.5:Logit Regresyonuna Göre Bir Yorumun Faydalı Oy Alma İhtimali	67
5.6:Logit Regresyonuna Göre Bir Yorumun Faydalı Oy Alma İhtimali (Ürün Türü Ve Yorum Yapan Kişinin Yaş Grubu)	69
5.7:Negatif Binom Regresyonuna Göre Bir Yorumun Faydalı Oy Sayısının Tahmini	71
5.8: Yorum polaritesi nötr olan bir yorumun fayda arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	73
5.9: Yorum yıldız puanı ile yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	74
5.10:Yorum yapılan ürün türü ile yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	76
5.11: Yorum yapan yorumcunun yaş grubu yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	77
5.12: Yorum yapan yorumcunun lokasyonunun yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	78
5.13: Yorumun Okur Sayısını etkileyen Faktörler	79
5.14: Yorumcunun yaş grupları ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	83
5.15: Yorumcunun yaş grupları ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik diğer test sonuçlarına ait bulgular	84
5.16: Yorumcunun lokasyonu ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	85
5.17: Yorumcunun lokasyonu ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik bulgular	85

<u>Tablo No:</u>	<u>Sayfa</u>
5.18. Online Yorumun Fayda Ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Yorumun Yıldız Puanlarına Göre Fark Testi Sonuçları	88
5.19. Online Yorumun Fayda ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Ürün Türüne Göre Fark Testi Sonuçları	88
5.20. Online Yorumun Fayda ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Yorum Yapanın Yaş Grubuna Göre Fark Testi Sonuçları	89
5.21. Online Yorumun Fayda Ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Yorum Yapanın Lokasyonuna Göre Fark Testi Sonuçları	90
5.22: Hipotez Sonuçları Tablosu	91

1. GİRİŞ

İşletmeler artık ürünlerini ve hizmetlerini tanıtmak ve daha kolay alışveriş için; müşterilerde aynı şekilde ürünler / hizmetler hakkında bilgi almak için e-ticaret sitelerini ve sosyal medyayı kullanmaktadır. Bazı çalışmalar müşterilerin e-ticaret sayfasında yer alan ürün ile ilgili bilgilerden daha çok o ürün hakkında daha öncesinde yazılmış kullanıcı deneyimlerine daha fazla ilgi gösterdiğini ortaya koymuştur (Bickart and Schindler, 2001).Yakın zamanda yapılan bir araştırma, OCR'lerin aile ve arkadaşlardan gelen önerilerden sonra en güvenilir ikinci ürün bilgi kaynağı olduğunu göstermektedir (Nielsen, 2012).Satıcı tarafından belirtilen ürün açıklamalarına kıyasla, OCR'ler daha kullanıcı odaklıdır ve ürünü farklı kullanım şekilleri açısından tanımlar ve kullanıcının bakış açısından değerlendirir. Böylece, OCR yazan tüketicilerin online perakendeciler için “satış asistanı” olarak hizmet ettikleri bile öne sürülmüştür (Chen and Xie, 2008). Ayrıca, Online tüketici yorumları (OCR'ler) müşterilerin farklı ürünlerin güçlü ve zayıf yanlarını öğrenmelerine ve ihtiyaçlarına en uygun olanları bulmalarına yardımcı olmuştur.

Ürün yorumları yardımının önemi göz önüne alındığında, online ürün yorumlarının yararlılığını hangi faktörlerin etkileyebileceğini araştırmak için büyüyen bir çalışma grubu ayrılmıştır (Mudambi and Schuff, 2012), (Karimi and Wang, 2017), (Malik and Hussain, 2018).Tüketicinin bakış açısından, OCR'yi inceleme süreci ürün yorumunun okuma kararının alınması, okunma ve gözden geçirmedeki algılanan fayda dayanarak, ürünü internetten alıp kullanma kararını verilmesini sağlayan bilgilerin kullanılması şeklinde iki adıma ayrılmıştır(Ahluwalia, 2000).

Bir ürün ile ilgili yorumunu okumak, ürün hakkında edinebilecek bilgilerin faydalı olup olmamasını belirlemenin ilk adımı olarak söyleyebiliriz. Ürün satın almadan önce öncelikle tüketicinin o ürünü alma kararını vermesindeki en önemli parametrelerden birinin ürünün fiyatının yanında o ürünü alıp kullananların tecrübe ve memnuniyetidir. Önceki araştırmalar, OCR'lerin ürün satışlarını etkilediğine dair güçlü kanıtlar bulmuştur (Godes and Mayzlin, 2004; Liu, 2006; Dellarocas et al., 2007; Duan et al., 2008; Forman et al., 2008; O'Mahony and Smyth, 2009; Ghose and Ipeirotsis, 2011; Mudambi and Schuff, 2010). OCR 'lerin üç önemli yönü üzerinde daha fazla araştırma gerektirmektedir. Birincisi, çoğu yapılmış çalışma, tüketici yorum

metninde yer alan metin bilgileri kullanmadan, yalnızca sayısal derecelendirmeleri (ör. yıldız sayısı) ve yorumların uzunluğunu kullanır. Bu nedenle, OCR'de yer alan metin bilgilerinin daha detaylı analiz edebilmeyi, yararlı bir online yorumunun neyin oluşturduğu hakkında daha fazla bilgi sağlayabilir (Dholakia and Sternthal, 1977). Önceki bazı çalışmalar alınan faydayı öngörmek için OCR metnini kullanmış olsa da tüketici yorumlarındaki duyguların OCR'nin yararlılığı üzerindeki etkisi araştırılmamıştır (Duan et al., 2008; O'Mahony and Smyth, 2009).

Önceki araştırmalar olumlu ifadelerin tüketiciler tarafından daha yararlı olduğu düşünülmektedir (Forman et al., 2008). Ancak, yapılmış araştırmalar olumsuz yorumlar konusunda çelişkili sonuçlar ortaya koymuştur. Örneğin, Sen ve Lerman yorumun faydalı olma konusunda, olumsuz yorumlar olumlu olanlardan daha yararlıdır (Sen and Lerman, 2007), oysa Schindler ve Bickart olumsuz yorumlarının okunması ve faydalı bulunması arasında anlamlı bir ilişki bulamamışlardır (Schindler and Bickart, 2012).

Bu çalışma, yorumların duygu polaritesinin (yani, yorumun olumsuz, olumlu veya tarafsız olmasının) tüketicinin yorumu faydalı bulması üzerindeki etkisini araştırarak OCR'nin performansı hakkında bilgi vermektir. Yapılmış akademik çalışmalar, OCR ile ilgili çalışmalar temel olarak iki farklı açıdan odaklanmıştır. Bu çalışmalarda online yorumun sayısal özellikleri (örneğin yorumun yıldız puanı ve yorum uzunluğu) (Huang et al., 2015) ve metinsel özellikleri (örneğin yorum duygusu ve yorum karmaşıklığı) (Salehan and Kim, 2016) kullanılmıştır. Bir online yorumun sayısal özelliği okuyuculara yorumu dikkatle okuyabilmelerini etkilerken, yorumun metinsel özellikleri okurların yorumu okurken kazandığı faydalı değerlendirmelerini etkiler. Önceki birçok çalışma da iki yorum özelliğini kullanırken, yorumdan elde edilen fayda üzerindeki etkilerini bağımsız olarak incelemiştir. Bununla birlikte, yapılan çalışmalarda yorumun sayısal ve metinsel özelliklerinin birbirinden tam olarak bağımsız olmadığı, ancak müşterinin yorumun faydasını değerlendirmelerini birlikte etkilediği gerçeğini göz ardı etmektedirler.

Bu nedenle bu çalışmada bu ayrıntı göz önünde bulundurularak online yorumun özelliklerinin tüketicilerin yorumlardan elde ettiği değerlendirmelerini etkileyip etkilemediği ve bu değerlendirmeleri nasıl etkileyebileceği konusu üzerinde hem sayısal özelliklerinin hem de metinsel özelliklerinin etkileri birlikte ele alınarak

mevcut arařtırmayı gözden geçirme faydası üzerine ilerlemeyi amaçlamaktadır. Buna ek olarak, bu çalışma farklı yař grubu, cinsiyet ve lokasyondaki tüketicilerin yorum görüşlerinin yorum özellikleri ile yorum faydası arasındaki ilişkileri nasıl etkileyebileceğini de incelemektedir.

Duygu madencilięi, metin bilgilerinin duygusal analizi için kullanılabilir. Duygu madencilięi, metin verilerinden özel bilgi bulmak ve çıkarmak için doğal dil işleme ve dil bilimi hesaplamalarını kullanılmasıdır. Duygu madencilięi büyük miktarda verinin işlenmesini de kolaylaştırır. Sosyal medya önemli bir büyük veri kaynağıdır ve metin madencilięi için oldukça uygundur (Russell, 2013; Chen et al., 2012). Bu çalışma, duygu analizi yaklaşımı kullanarak OCR'nin okunabilirlięi ve yorumların yararlılıęı açısından performansını tahmin eden bir araştırma modeli sağlar. Önceki çalışmalar, yorumlardan alınacak fayda gibi OCR'nin performansını tahmin etmek için OCR metnini kullanmış olsa da (örneğin, O'Mahony and Smyth, 2009; Duan et al., 2008), yorumdaki duygunun OCR performansı üzerindeki etkisi ele alınmamıştır. Dolayısıyla, bu çalışmanın bu alanda yeni bir katkı sağlaması beklenmektedir.

Bu çalışmada amaçlanan, OCR'nin sınıflandırılmasını ve sıralanmasını iyileştirmek için ölçeklendirilebilmesi, otomatik sistemlerin tasarımı ve uygulanması konusunda online işletmelere bir yöntem sunmak, sonunda satışlarının artmasına yardımcı olacak bilgiler sağlamayı amaçlamaktadır. Ayrıca e- ticaret sitesi web sayfasından toplanan yorumlardan OCR verisini analiz etmek için derin öğrenme teknikleri gibi yapay zekâ araçları ile yeni sınıflandırma algoritmaları ve filtreler sunarak tüketicilerin daha az zaman harcayarak ürünler hakkında daha faydalı yorumları okuyabilmeleridir.

Çalışmanın bu bölümünü takip eden ikinci bölümünde büyük veri, teoriler ve performans kavramları incelenmiştir. Çalışmanın üçüncü bölümünde çalışmanın teorik altyapısı ve hipotezleri belirlenip, çalışmanın temeli oluşturan hipotez geliştirme gerçekleştirilmiştir. Dördüncü bölümde çalışmanın değişkenleri belirlenip çalışma mimarisi çıkarılmıştır. Beşinci bölümde çalışmanın yöntemi ve elde edilen bulgular açıklanmış, altıncı bölümde çalışmadan elde edilen sonuç, araştırmanın katkısı, araştırmanın kısıtları ve gelecekteki arařtırmalar için öneriler yer almaktadır.

2. KAVRAMLAR

Bu bölümde, tez çalışmasının temelini oluşturan büyük veri kavramı anlatılacaktır. Çalışmada kullanılan yöntemleri içine alan büyük verinin önemi, duygu analizi ve derin öğrenme konuları ve derin öğrenmenin kullanım alanları anlatılmıştır.

2.1. Büyük Veri

İnternetin gelişimiyle birlikte teknolojiye ilerlemeler daha hız kazanmış bilginin önemi ve gücü daha ön plana çıkmıştır. Bununla birlikte günden güne daha da büyüyen bilginin saklanması ve anlamlı hale getirilmesi önemli hale gelmeye başlamıştır. İnternetin erişebildiği her platformdan gelen ve hacmin giderek arttığı bu bilgi yığını birikerek “Bilgi Çöplüğü” denilen bir kavram ortaya çıkarmıştır. Bu devasa bilgi çöplüğünden anlamlı verilerin de çıkabileceğini düşünen yazılım şirketleri, AR-GE çalışmalarını yürüterek “Big Data” denilen bir olguyu ortaya koydular. Big data, internet üzerinde yer alan web sayfaları, sosyal medya paylaşımları, fotoğraflar, videolar, sürekli kayıt alınan ses ve ‘log’ dosyaları, mobil cihazlarda tutulan kayıtlar gibi farklı kaynaklardan elde edilen tüm bu verilerin anlamlı ve işlenebilir hale dönüştürülmüş biçimidir.

“Geleneksel veri işleme araçları ile analizi yapılamayan ve yönetilemeyecek kadar büyük miktardaki veri setleri” olarak tarif edilen (Ohlhorst, 2013) büyük veri, kısaca 5V denilen beş kavram ile betimlenmektedir: Volume (Hacim), Velocity (Hız), Variety (Çeşitlilik), Verification (Doğrulama) ve Value (Değer). Veri kaynakları ve veri çeşitlerindeki artış ile bu tanım; Volume, Velocity, Variety, Value, Veracity (Gerçeklik), Volatility (Oynaklık) ve Validity (Geçerlik) olmak üzere 7V (Khan et al., 2014), bunlara Vulnerability (Hassaslık), Variability (Değişkenlik) ve Visualization (Görselleştirme) ilave edilerek 10V (Okul et al.,2019) kavramlarını da kapsayacak şekilde genişletilebilir.

Big data, çeşitli kaynaklardan elde edilen verileri en yararlı ve anlaşılabilir hale getirilmesini ilke edinmiştir. Bu noktada en doğru ve faydalı bilgiye ulaşmak için big datanın sunduğu alt yapıyı kullanarak verinin en sade ve işlenebilir halini ortaya koymak gerekiyor. Big datanın sunduğu yöntemler ile birçok veri birbiriyle

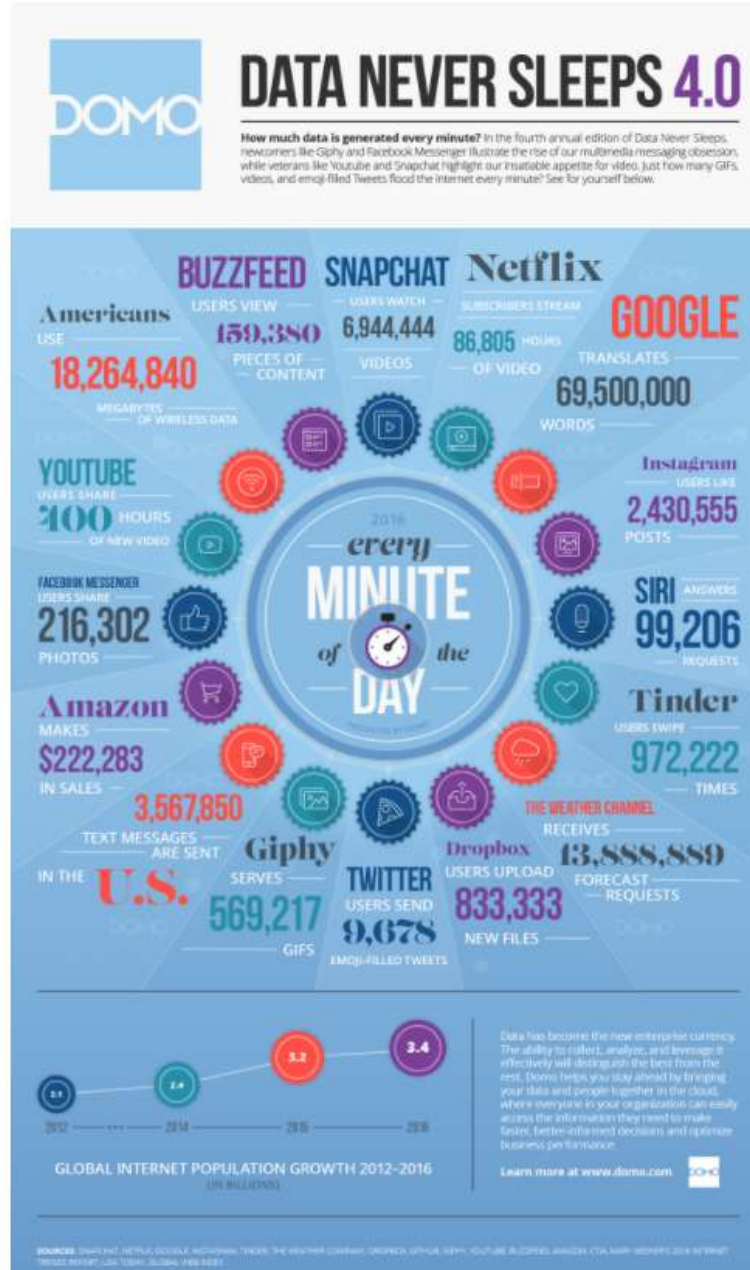
karşılaştırılır, birbirleriyle olan ilişkileri ortaya çıkarılarak daha doğru kararlar alınabilmesine olanak sağlanmaktadır. Bu işlemler veri kaynak noktalarından toplanan verileri işleyen çeşitli algoritmik modellere dayanmaktadır. Sonrasında veri üzerinde yapılan simülasyonlarla veri noktalarının yeri değiştirilerek ortaya çıkan sonuçlar karıştırılır ve sonuçların nasıl etkilendiği çıkarımları ortaya konulur.

Yakın zamana kadar veriler yalnızca sınırlı kapasiteye sahip elektronik tablo ve veri tabanlarında tek düzen halinde tutulmaktaydı. Günümüzde verinin çeşitlenmesiyle artık veri daha karmaşık hale gelmeye başladı. Veri denilen şey artık veri tabanlarından fotoğraflara, videolardan ses kayıtlarına, metin ve makinelerden alınan sensör verilerine kadar her şeyi kapsamaktadır. Ayrıca bu veriler hacim ve tür yanında sürekli artan bir hızda oluşmakta ve depolanmaktadır. Şekil 2.1’ deki rakamların yalnızca bir dakikalık sürede gerçekleşmiş olması, birbirine ve internet ağına bağlı cihaz sayısındaki artış hızıyla birlikte düşünülürse, verilerin depolanma ve değişme hızının ne noktada olduğu daha iyi anlaşılabilir. Domo tarafından hazırlanan “Data never sleeps 4.0” projesi kapsamında Haziran 2016 verilerine göre, yalnızca bir dakika içerisinde; Youtube video paylaşım sitesine kullanıcılar tarafından 400 saatlik video yüklemesinin gerçekleştirildiği, Twitter üzerinden 9.678 adet emoji içerikli tweet atıldığı, Google’ da 69.500.000 kelime tercüme edildiği, sadece Amerikalı kullanıcıların mobil cihazlarla yaklaşık 18.000 GB veri kullandıkları, Facebook Messenger kullanıcılarının 216.302 adet fotoğraf paylaştıkları, Instagram kullanıcılarının paylaşılan görüntüler için 2.430.555 adet beğeni yaptıkları ve Amazon web sitesinden 222.283 \$ satış yapıldığı tespit edilmiştir (Domo,2016)(Bkz. Şekil 2.1).

İşletmeler tarafından bu elde edilen bu verilerin tamamının analiz edilebilmesi, karmaşık, anlaşılmayan verinin kendi içinde ayıklanıp ayrıştırılarak daha faydalı bilgi haline dönüştürülmesi gerekmektedir. İşletmeler bu şekilde verilerini anlamlandırarak şu anki durumunu anlayabilmek ve gelecekteki yatırımları hakkında daha doğru kararlar alabilmek için big data’ya yatırım yapmak durumundadırlar.

Büyük veri, hemen hemen her yerde kendine kullanım alanı oluşturmaktadır ve kullanım alanını sınırlandırmak mümkün değildir. Şirketlerin müşterileri ile ilgili tüketici davranışını izleyebilmekte, yenilikçi trendler oluşturarak satış hacmini artırabilme imkânı oluşturabilmektedirler. Bunun gibi araştırmacılar, kurum ve kuruluşlar, girişimciler gibi birçok kişi ve şirketler big datayı kullanmaktadır ve big

data teknolojisinin kendisine sağladığı katma değeri kısa sürede fark etmektedir. Yapılan araştırmalara göre, büyük veriyi kullanan şirketler; %50 daha fazla kazanç elde etmiş, pazar çalışmalarında %41 etkili olmuş, reklam harcamaları %37 azalmış ve sosyal medya kullanımında %37 gibi yüksek oranlarla daha başarılı olmuşlar. (BrainWorks Global, 2019)



Şekil 2.1. “Data Never Sleeps 4.0” İnfografik

Kaynak: Demo ,2016

Büyük veri, doğru analiz modelleri ile yorumlandığında şirketlerin daha doğru bir biçimde stratejik kararlar almalarına, doğabilecek risklerini daha iyi yönetmelerine ve ileriye dönük yenilikler yapmalarına imkân sağlayabilmektedir.

Günümüzdeki şirketlerin büyük bir kısmı, hala klasik veri ambarı ve yaptıkları temel veri madenciliği yöntemleriyle elde ettikleri verilerle karar almaya devam etmektedirler. Bununla beraber tüketici eğilimleri ve davranışları dinamik şekilde farklılıklar göstermektedir. Tüketicilerin alışkanlık ve eğilimlerinin ne olduğunun öğrenilmesi ancak büyük verinin doğru şekilde anlaşılmasıyla mümkündür. Ancak bu dinamik şekilde büyüyen büyük veriyi modellerini kullanıp geleneksel veri tabanı yapıları ve algoritmalarla verinin doğru şekilde oluşturulması ve analizlerin yapılmasında bazı zorluklar ortaya çıkmaktadır. Büyük verinin saklanması, transfer edilmesi, işlenmesinin ve yorumlanmasında karşılaşılan bu zorluklar nedeniyle içerisinde verinin toplanmasından en iyi şekilde raporlanmasına kadar tüm aşamayı içeren bir kavram ortaya çıkmaktadır. Büyük çaplardaki veriler ile ilgili işlemlerin tümüne Büyük Veri (Big Data) adı verilmektedir.

2.1.1. Duygu Analizi (Sentiment Analizi)

Duygu analizi olarak bilinen sentiment analizi temelde bir metin işleme yöntemidir. Bir kelime, cümle ya da metnin ifade ettiği anlamı analiz etmek için kullanılır. Temelde olumlu, olumsuz ve nötr olmak üzere üç farklı sonuç elde edilebilir. Duygu analizinde genellikle pozitif ve negatif sınıflar kullanılır ancak bazı çalışmalarda düşüncenin nötr olabileceği düşünülerek üç sınıf üzerinden çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Fikir madenciliği ise bir bilginin sosyal medya ortamlarında iletmeyi amaçladığı düşüncenin anlambilimsel olarak incelenmesidir (Şeker, 2016).

Duygu analizi yapabilmek için verilerin temizlenmesi şarttır. Metin ya da cümle içindeki her bir kelimenin eklerine ve köklerine ayrılması, noktalama işaretleri ve simgelerin temizlenmesi, edat, bağlaç ve zarf gibi etiketlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Farklı yöntemler kullanılmasına bağlı olarak her bir kelimenin metin içerisindeki terim ve ters doküman frekansları belirlenmelidir. Bu şekilde çeşitli sınıflandırma yöntemleri kullanılarak duygu analizi sonuçlarına ulaşabilme olanağı oluşacaktır (Yeşilyurt and Şeker ,2017).

Sentiment analizi, insanların görüşlerini, değerlendirmelerini, tutumlarını ve duygularını yazılı dilden analiz eden duygu analizi olarak bilinen bir çalışma alanıdır. Doğal dil işleme alanındaki en aktif araştırma alanlarından biri olmasının yanında duygu analizi, web madenciliği ve metin madenciliği alanında da geniş çapta yer tutmaktadır. Duygu analizin önemi, incelemeler, forum tartışmaları, bloglar, sosyal ağlar gibi sosyal medyanın gelişimi ile önemli bir oranda artmıştır. Duygu analizi yöntemleri sosyal medya dahil neredeyse her yerde ve tüm iş kollarında uygulanabilmektedir.

Duygu analizi kullanımının en yaygın yerlerden biri olan satış ve pazarlama sektöründe müşteri hizmetleri ekipleri, tüketici yorumlarının duygularını (pozitif, negatif veya nötr şekilde gruplara ayrılması) belirlemelerine yardımcı olmak için online alışveriş siteleri ve sosyal medya platformları üzerinde sıklıkla uygulanmaktadır. Duygu analizi kritik bir önem taşımaktadır. Çünkü müşterilerin ürün, hizmet ve marka hakkında neyi sevdiğini ve ne düşündüğünü görmemize, ona uygun gelişim göstermemize yardımcı olur (Güran et al.,2014). Özellikle bir ürünün değerlendirilmesinde, tüketicilerin bir üründen memnun olup olmadıklarını ortaya çıkarmak için kullanılabilir. Ayrıca bir şirket, çıkardığı yeni bir ürün, yaptığı bir reklam kampanyası ile ilgili veya tüketicisinin kendisinden aldığı ürün ile ilgili sosyal medya hesabında yaptığı yorumları ve bu yorumların diğer okuyucular tarafında oluşturduğu etkiyi ölçmek için duygu analizini kullanabilir. Şirketler, sunduğu satış sonrası hizmetlerinden müşterilerinin memnun kalıp kalmadığını ölçebilirler. Seçim zamanında politikacılar, yaptığı seçim kampanyalarına karşı seçmenlerinin nasıl tepki verdiği ile ilgili ölçümler de yapabilirler.

Sosyal medyadan, web sitesinden ya da başka kaynaklardan gelen geri bildirimler büyük miktarda verilerden oluşmaktadır. Ancak bu geri bildirimlerde neler konuşulduğunu bilmek yeterli değildir. Bunun yanında ne hissettikleri de bilmek büyük önem taşımaktadır. Duygu analizi bu duyguların, hislerin ortaya çıkarma yoludur (Liu,2012).

Duygu analizinde toplanan yorumlar, pozitif, negatif ve nötr olarak analiz edilerek sınıflandırılır. Böylece eldeki tüm veriler duygularına göre gruplara göre ayrılmış olmaktadır.

2.1.2. Derin Öğrenme

Derin öğrenme, metin ve görüntüye dayalı verilerden oluşan karmaşık dünya problemlerine çözüm getiren, problemlerin sonuçları veri seti üzerinden tahmin eden birden fazla katmanlı model yapısında olan bir makine öğrenme yöntemidir. Derin öğrenme yaklaşımı çoklu soyutlama yapısı ile verinin temsillerini öğrenmek için bir araya getirilmiş çoklu işleme katmanlarında oluşur (LeCun, 2015). Makine öğrenmesi yaklaşımlarının kalitesi doğru özelliklerin seçimine bağlıdır (Blum and Langley ,1997). Bu özellikleri ortaya çıkarmak için çeşitli ön işlemler, boyut indirgeme, özellik seçme vb. işlemler yapılmaktadır. Bu aşamadaki maliyeti azaltmak için özelliklere olan bağımlılıktan kurtulmak gerekmektedir. Sınıflandırıcılar ve diğer tahmin sistemlerini tasarlarlarken, yapay zekâ ile veriden faydalı bilgiyi (özellik) çıkarmak daha kolay ve az maliyetli olacaktır (Bengio ,2013). Anlam bakımından yapay zekâ, makine öğrenmesi ve derin öğrenme birbirinden farklı kavramlardır. Yapay zekâ, insan yardımı olmadan makinelerin deneyimle öğrenebileceği ve makineye kendi kendine öğrenebilme becerileri kazandırılmasını kapsamaktadır. Derin öğrenme ise, insan beyninden ilham alınarak tasarlanmış algoritmaların yapay sinir ağlarında olduğu gibi veriden öğrenerek sonuç üreten özelleşmiş bir makine öğrenmesi tekniğidir. Derin öğrenme algoritmaları da aynı insanların hayatta edindiği tecrübelerinden öğrenmelerine benzer şekilde, problemin sonucunu iyileştirmek adına her defasında geri çıkarımlarla çözüm üzerinde değişiklikler yaparak daha iyi bir sonuçlar çıkarmaktadır. Bu kavramların birbirleriyle olan ilişkisini kısaca özetlemek gerekirse, derin öğrenme, makine öğrenmesinin özelleşmiş bir alt dalı, aynı şekilde makine öğrenmesi de yapay zekânın altında özelleşmiş bir alt kısımları olarak ifade edilebilir. Şekil 2.2. de şema olarak gösterilmiştir.

Günümüzde veri miktarının büyük bir hızla artışıyla beraber, derin öğrenme algoritmalarının öğrenmek için çok fazla veri gerektirmesi, derin öğrenme metodlarının yeteneklerinin ve kullanımının son yıllarda artmasına neden olmuştur. Ayrıca derin öğrenme algoritmaları, yapay zekâ teknolojisinin gelişmesi ile, günümüzde daha da güçlü hale gelen bilgi işlem gücünden de yararlanır. Derin öğrenme, çeşitli, yapılandırılmamış, birbirine bağlı veri kümesini içeren makineleri kullanırken bile çok karmaşık problemleri çözüm sağlamaktadır.



Şekil 2.2: Derin Öğrenme Şeması

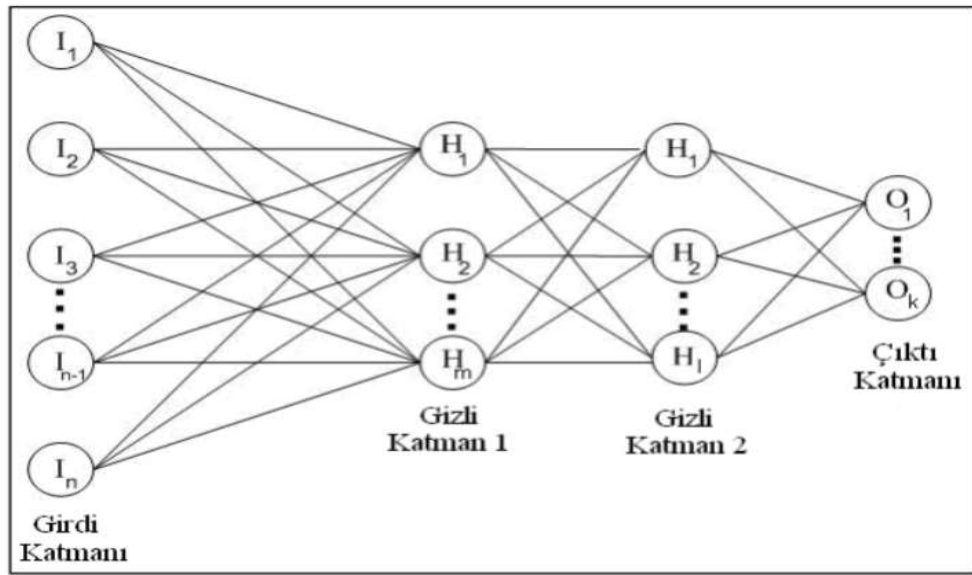
Kaynak: Web 1, 2020

Makine ile öğrenme yıllardır bilinen ve kullanılan bir yöntem olmasına rağmen, yeni çıkan teknolojiler, makineyle öğrenmenin daha da yaygın bir şekilde kullanılmasına yol açmıştır. Bu teknolojik gelişmelerden biri olan GPU'lar, çok büyük verilerden elde edilen eğitim setlerini kullanarak çok daha kısa sürelerde ve çok daha az donanımsal altyapısı kullanarak derin sinir ağlarını eğitmek için kullanılmaktadır. Aynı zamanda GPU'lar, bulut ortamında da sınıflandırma ve tahmin yapmak için eğitilmiş makine öğrenme modellerini çalıştırmak için çok daha fazla veri hacmi ve daha az güç ve altyapı destekleyerek kullanılmaktadır.

Bilgisayarların çalışma hızlarının artması ve sonrasında grafik işlemci birimlerinin (GPU) hesaplamalarda kullanılması ile büyük gelişmeler gerçekleşmiş; hesaplama hızı, 10 yıllık bir sürede yaklaşık 1000 kat artmıştır. Bu dönemde, YSA yeniden, destek vektör makinelerine rakip olmaya başlamıştır (Schmidhuber ,2015). YSA bağlamında ilk kez "Derin Öğrenme" (deep learning) ifadesi 2000 yılında Igor Aizenberg ve arkadaşları tarafından tanıtılmıştır (Aizenberg et al.,2000).

GPU'ları makineyle öğrenme için ilk kullanmaya başlayanlar arasında üst düzey teknoloji şirketlerinin yanında en büyük web ve sosyal medya şirketleri de bulunmaktadır. Bu yöntemler e- ticaret siteleri ve online platformlarda yapılan işlemlerde çok etkin şekillerde kullanılmaktadır. GPU'lar CPU'lar (Merkezi İşlem Birimi) ile kıyaslandığında CPU 'ya göre 10 ile 100 kat daha fazla uygulama performansı sunarak büyük verilerin işlenmesinde en önemli yöntem olmuştur.

Derin öğrenme, öznitelikleri doğrudan verilen veriler üzerinden öğrenmektedir. Sinir ağların ve diğer algoritmaların kolayca bulamayacağı öznitelikleri ve birbirleri arasındaki ilişkileri kolayca bulabilmekte ve öğrenebilmektedir. Yapay sinir ağları, matematiksel olarak veriyi dönüştüren nöron katmanlarını kullanarak karmaşık modeli öğrenirler. Bir sinir ağı modeli en temel haliyle, girdi katmanı (input layer), çıktı katmanı (output layer) ve ikisinin arasındaki bilgi akışını sağlayan gizli katmandan (hidden layer) oluşmaktadır. Derin öğrenme modeli, yapay sinir ağıdan farklı olarak çok sayıda saklı katmana sahip modellerdir.



Şekil 2.3: Bir yapay sinir ağı mimarisinin genel görünümü

Kaynak: Web 2, (2020)

Şekil 2.3.'te gösterilen her daire birer nöronu temsil etmektedir. Her bir nöron da ağırlık değeri (weight), yanlılık değeri (bias) ve aktivasyon fonksiyonuna (activation function) sahip aslında matematiksel bir fonksiyondur. Nöronlar bir veya birden çok girdiye sahiptir. Bilgi, girdi katmanından saklı katmana taşınır, saklı katmanlarda hesaplanan veriler sonucu çıktı katmanına gönderir. Derin öğrenme, öğrenme işlemini gözetimsiz, yarı gözetimli veya gözetimli olarak gerçekleştirilebilir ve çok sayıda veri girişiyle verinin ayırt edici özellikleri kendi kendine öğrenir. Veri girişi ne kadar fazla olursa öğrenme işlemi o kadar çok başarılı olmaktadır. Veriler sinir ağındaki birden çok katmandan geçer, sinir ağının en üst katmanları, verideki ayrıntının daha çok çıktığı katmanlardır.

Derin öğrenme algoritmalarında özelliklerine göre temel olarak 3 model vardır. Bunlar, Evrişimsel Sinir Ağı (CNN-Convolutional Neural Networks), Yinelgeli Sinir Ağı (RNN-Recurrent Neural Networks) ve Çok katmanlı Perceptron (Multilayer Perceptrons) tır. Doğal dil işleme alanında oldukça başarılı olan derin öğrenme algoritmalarından, özellikle, LSTM, CNN mimarileri etkileyici sonuçlar vermiştir. RNN mimarilerinde zaman dizeleri aralarında bağlam boşlukları olması halinde sonraki dizinin tahmin edilmesi çok zor bir durumdur (Bengio et al., 1994). Bu durum RNN'ler için oldukça dezavantajlı bir durumdur. Hochreiter ve Schmidhuber yapmış oldukları çalışmada bu durumu ortadan kaldıracak uzun ve kısa süreli hafıza LSTM öne sürmüşlerdir (Hochreiter and Schmidhuber,1997). Çalışmada da kullanılan LSTM mimarisi uzun vadeli bağımlılıkları öğrenebilen özel bir RNN dür. LSTM ağlarının RNN ağlarından bir farkı yoktur. Fakat gizli durumu hesaplamak için LSTM ağlarında bir yapı kullanılır. LSTM içerisinde hafıza hücreleri yer alır. Önceki durumu ve girdi bilgisini tutan bir hücredir.

2.1.2.1. Derin Öğrenmenin Kullanım Alanları

Büyük veri, araştırmacıların sorularına cevap bulmalarında, bireysel davranışları ve topluluk eğilimlerini tahmin etmelerinde kolaylıklar sunmaktadır (Goes, 2014). Bununla birlikte ekonomik ve ticari faaliyetlerden kamu yönetimine, ulusal güvenlikten bilimsel araştırmalara kadar birçok alanda büyük veriden yararlanılmaktadır. Büyük veri uygulamalarının altında yatan önemli hedeflerden bazıları, tüketici deneyimlerinin iyileştirilmesi, maliyetlerin düşürülmesi, daha iyi pazarlama stratejilerinin oluşturulması ve mevcut süreçlerin etkinliğinin artırılmasıdır. Makine öğrenmesi ve derin öğrenmenin günümüzde pek çok farklı yerde kullanım alanı vardır. Özellikle sosyal medya ve online alışverişte derin öğrenmenin uygulamaları çok yaygın şekilde kullanılmaktadır.

Derin öğrenme yöntemleri ile yazılan ürün bilgi yönetimi uygulamalarıyla ile ürün keşfedilebilirliği ve cazibesini artırmak için tüm ürün bilgilerini merkezi olarak yönetilmesinde sağlanabilmektedir. Online alışveriş sitelerinde müşteri verilerine kişileştirerek müşterinin ilgilendiği ürünlerin görüntülenmesinin sağlanmasında, kullanıcı ya da müşterilerin ürünleri aramak istedikleri ürünlerin fotoğraf veya video olarak görselleri konularak ürünü aradıklarında hemen istedikleri sonuca ulaşmaları

ve ürünle ilgili detaylı tüm bilgiye erişmesinde için de derin öğrenme konularından yararlanılmaktadır. Doğru kampanya ve ürün tavsiyesini doğru kişilere sunulmasında kişisel öneri sistemi ile müşterinin ilgisini çekebilecek ürünler ilgili internet sayfasında reklam, e-posta gönderilmesinde, müşterilerin internetteki davranışları analiz edilmesinde; bunu çeşitli yöntemlerle yapılabilir. Yazdığı yorumlarda ya da tıkladığı ürünlerden ve sayfalardan o sırada duygu analizi yapılarak neye ihtiyaç duyduğu ve satın almak istediği ürünün tahmininde yine aynı şekilde derin öğrenme kullanılmaktadır. Chatbotlar, müşteri sorularını yanıtlamak için ideal yöntemler olmaktadır. Bu uygulama ile müşterinin ilk soruları yapay zekâ ile yanıtlanabilir gerektiği durumda müşterileri gerçek çalışanlara yönlendirebilir. Bu şekilde 7/24 işleyen, akıllı, kendi kendini geliştiren robotlar ile canlı sohbetler yapılarak potansiyel müşterilere anında yazılı mesajları yanıtlanarak müşterinin ihtiyaçlarına çözüm bulunabilmektedir. Müşteri sadakati üzerine çalışmalar yapılarak müşterinin hangi durumda alışveriş yapmaktan vazgeçtiği, özellikle hangi dönemlerde saatlerde alışveriş yaptığı gibi analizlerde de yapay zekâ ve derin öğrenme uygulamalarından etkin bir şekilde kullanılabilmektedir.

Araştırma kuruluşu Statista'nın istatistiklerine göre, 2016 yılı itibarıyla büyük veri ve analitiğinin dünya genelindeki pazar payında, bankacılık %13,1 ile en çok gelir sağlayan uygulama alanı olmuştur. Bankacılığı, %11,9 ile kesikli üretim, %8,4 ile süreç tipi üretim, %7,6 ile devlet hizmetleri ve %7,4 ile de profesyonel hizmetler takip etmiştir. Aynı yıl, büyük verinin tüm uygulama alanlarındaki toplam pazar değeri ise 130,1 milyar Amerikan doları seviyesine ulaşmıştır (Web3, (2016).

Bunun haricinde başta bilgi teknolojileri, otomotiv ve sürücüsüz araçlar, sağlık, otomasyon, eğitim, hukuk, ses görüntü, pazarlama, finans, satış, insan kaynakları, tekstil, moda ve birçok sektörde kullanım alanı mevcuttur. Diğer sektörlerde kullanım alanları sektör bazında aşağıdaki gibidir.

Bilgi Teknolojileri: Güvenlik için tahmini istihbarat ve analizi, bilgi yönetimi, doğal dil işleme kütüphanesi / SDK / API, görüntü tanıma kütüphanesi / SDK / API, güvenli haberleşme, siber güvenlik, akıllı güvenlik sistemlerinde derin öğrenme kullanılmaktadır.

Operasyonlar ve Otomasyon: Robotik süreç otomasyonu, akıllı otomasyon ve bakım tahmini sistemleri, üretim analizi, envanter ve tedarik zinciri optimizasyonu, robotik, robotik süreç otomasyonu uygulaması, kasiyersiz ödeme sistemlerinde derin öğrenme kullanılmaktadır. Üretim alanındaki büyük verinin desteğiyle üretim cihazlarının durumunu değerlendirmek ve arızalarını önceden tespit etmek adına cihaz alarmları, cihaz olay kayıtları ve cihaz durum bildirimleri gibi gerçek zamanlı birçok cihaz verisi toplanabilmektedir (Wan et al., 2017).

Otomotiv ve Sürücüsüz Araçlar: Otonom araç, sürücüsüz araçlar, araçların siber güvenliği, görüş sistemleri, sürüş asistanı sistemlerinde derin öğrenme kullanılmaktadır.

Ses-Görüntü ve Diğer Veriler: Geo-analiz platformu, uydu ve farklı formatlı harita görüntüleme sistemleri, konuşma analizi, veri görselleştirme, gerçek zamanlı analiz, görüntü tanıma ve görsel analiz, sensör ve görsel verilerle tarım uygulamaları, sestten otomatik konuşmacı tanımlama, optik karakter tanımlama, otomatik haber özetleme, medya analizi, e-ticaret analitiğinde derin öğrenme kullanılmaktadır.

Sağlık Teknolojisi: Hasta verisi analizi, kişiselleştirilmiş ilaçlar ve tedaviler, ilaç keşfi, tıbbi görüntüleme çözümleri, gen analizi ve düzenlenmesi, cihazların ve ilaçların etkinlikleri karşılaştırılmasında derin öğrenme kullanılmaktadır. Büyük veri, belirli hastalıkların örüntü ve eğilimlerinin gözden geçirilmesini sağlamakta ve erken teşhis fırsatını sunmaktadır (Naik and Joshi, 2017). Maliyetleri azaltırken eş zamanlı olarak sağlık hizmetlerinin kalitesini artırabilmek için de büyük verinin etkin bir şekilde analiz edilmesi gerekmektedir. Sağlık hizmetlerinin kalitesini iyileştirmek adına hasta merkezli hizmet sunumu, bulaşıcı hastalıkların erkenden tespiti, hastanelerin kalitesinin izlenmesi ve tedavi yöntemlerinin iyileştirilmesi gibi birçok alanda büyük veriden yararlanılmaktadır (Archenaa and Anita, 2015).

Tekstil ve Moda: Moda uygulamaları, vücut tarayıcıları, kalite kontrol, hata tanımlamasında derin öğrenme kullanılmaktadır.

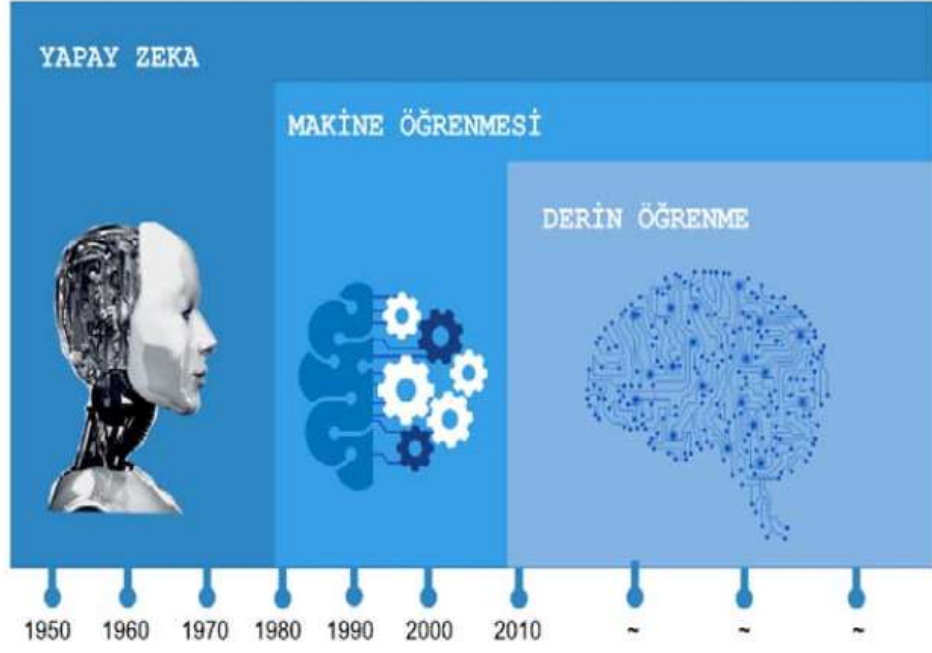
Eğitim: Eğitimin planlanması, kişiselleştirilmiş öğrenme uygulamaları, kaynağa evrensel erişim özgürlüğü, yönetici/öğretmen görevlerinin otomatikleşmesi uygulamasında derin öğrenme kullanılmaktadır. Öğrencilerin sayısı, demografik yapısı, talepleri ve eğitim konuları gibi farklı boyutlarda da öğretmenlerin eğitim

faaliyetleri ölçümlenmekte ve düzenlenmektedir (Naik and Joshi, 2017). Ayrıca, internet teknolojisi ve geleneksel eğitimin birleşmesi ile ortaya çıkan çevrimiçi (online) eğitimde de büyük veri, eğitim yapısının, kapsamının, teknolojilerinin ve metotlarının yeniden yapılandırılmasında merkezî bir rol oynamaktadır (Yu et al.,2017).

Fintech: Sahtekârlık tespiti, sigortacılık ve sigorta teknolojisi, finansal analiz platform, gider raporlaması, kredi verme ve puanlaması, faturalandırma, robo-danışmanlık, yasal uygunluk, veri toplama, borç tahsilatı işlemlerinde derin öğrenme kullanılmaktadır. Büyük veri kullanımıyla bankalar, para hareketlerinin detaylarını görebilmekte, felaketleri ve hırsızlık olaylarını önceden öngörüp önleyebilmekte ve tüketici davranışlarını daha iyi anlayabilmektedir (Naik and Joshi, 2017). Uluslararası alanda da bankalar, müşteri davranışlarının analizi, çapraz ürün satışı, düzenlemelere uyum yönetimi, risk yönetimi, finansal suçlarla başa çıkma gibi birçok alanda büyük verinin gücünden yararlanmaya başlamıştır (Srivastava and Gopalkrishnan, 2015).

Pazarlama ve Perakendecilik: Ürün optimizasyonu, fiyatlandırma, mağazacılık optimizasyonu, ürün bilgi yönetimi, web sitesi kişiselleştirme, ürün bulmayı geliştirmek için görüntü etiketleme, pazarlık yapabilen yapay zekâ, kişisel öneri sistemleri, pazarlama iletişimi optimizasyon, nöropazarlama / neuromarketing, mobil pazarlama, e-posta pazarlama, video reklamcılık, savunuculuk ve sadakat pazarlaması, içerik oluşturmada derin öğrenme kullanılmaktadır.

Perakendecilikte büyük veri akışı beş boyutta görselleştirilebilmektedir: Müşteriler (her müşteriyle alakalı ayrıntılı veri), ürünler (ürün özellikleri ve seviyeleriyle alakalı veri), zaman (gerçek zamanlı veri), yer (coğrafi konum ve hedef verisi) ve kanallar (tüm kanallardan gelen veri) (Bradlow et al.,2017). Perakendecilikte büyük veri kullanımının sağladığı başlıca faydalar arasında, stokların doğru bir şekilde gösterilmesi, zamanında analiz edilmesi, alışveriş örüntülerinden elde edilebilecek bilgilerin kullanılması suretiyle personel istihdamının optimizasyonu ve müşteri ilişkilerinde devamlılığın sağlanması yer almaktadır (Naik and Joshi, 2017). Şekil 2.4. de yapay zekâdan derin öğrenmeye kadar tarihsel gelişimi gösterilmiştir.



Şekil 2.4: Yapay Zekâ, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenmenin Kronolojisi

Kaynak: Kayaalp K. and Süzen A.A., (2014)

2.2. Teoriler

Bu bölümde çalışmada hipotezleri belirlerken temel olarak dayandırılan teoriler anlatılacaktır. Bu teoriler, Online Yorumların Performansının Belirleyici Teoriler ve Mesaj Seçimi ile İlgili Teoriler diye iki başlık altında anlatılmıştır.

2.2.1. Online Yorumların Performansının Belirleyici Teoriler

Online yorumların performansını belirleyen temel teoriler Negatif Yanlılık Teorisi (Negativity Bias Theory) ve Pozitif Sosyal Etki Yanlılığı Teorisi (İç Daire Yanlılığı) başlıkları altında anlatılmıştır.

2.2.1.1. Negatiflik Yanlılığı Teorisi

Olumsuzluk Yanlılık Teorisi (Negativity Bias Theory), “olumsuz bilgilere olumlu bilgilerden çok daha fazla katılma, onlardan öğrenme ve olumsuz bilgileri kullanma” eğilimi anlamına gelir (Vaish et al., 2008). Bunu, dünyamızı anlamak için negatif ve pozitif olayları nasıl işlediğimizde “negatif olayların negatif olmayan

olaylardan daha hızlı ve daha belirgin tepkiler uyandırdığı” bir 'asimetri' olarak düşünebiliriz (Carretié et al., 2001).

Bir günde çok sayıda iyi olayla karşılaşsak bile, olumsuzluk yanlılığı meydana gelen tek 'kötü şeye' odaklanmamıza neden olabilir. Bizi küçük şeylere odaklanmamıza, 'kötü bir izlenim yaratma' konusunda endişelenmemize ve olumsuz yorumlar ve benzerlerinden vazgeçmemize neden olabilir (Wisco et al., 2014; Chen et al., 2013; Lupfer et al., 2000). Olumsuzluk yanlılığının uyarlanabilir evrimsel bir işlev olduğu düşünülmektedir (Norman et al., 2011; Vaish et al., 2008; Cacioppo, et al., 1999). Binlerce yıl önce, atalarımız artık endişelenmemiz gerekmeyen ani çevresel tehditlere maruz kaldılar. Örneğin yırtıcı hayvanlar ve bu olumsuz uyaranlara daha dikkatli olmak hayatta kalmakta yararlı bir rol oynadı.

Bu günlerde ise önyargı, erken gelişimimizde rol oynayabilir. Vaish ve meslektaşlarının belirttiği gibi, bebeklerin üzerinde yoğun bir yaşam deneyimi yoktur: “ne zaman bir organizma, düşüncelerinin yararlı bulduğu uyarlardan kaçınması gerektiğini öğrenirse, hayatta kalma şansı o kadar iyidir” (Vaish et al., 2008). Olumsuzluk yanlılığı, belirsiz uyarıcılar hakkında öğrenilen bilgilerin yokluğunda potansiyel olarak zararlı uyarılardan kaçınmalarına yardımcı olur.

Birkaç çalışma, olumsuzluk yanlılığının dikkatimizi ve bilişsel süreçlerimizi günlük olarak nasıl etkilediğini göstermektedir. Örneğin 1998 yılında yapılan bir çalışmada beyinin olumsuz uyarılara daha yoğun tepki verdiğini bulmuşlardır (Ito et al., 1998). Araştırmacılar 33 katılımcıya fotoğraf sundu ve yanıtlarını incelemek için beyinin elektriksel aktivitesini ölçtü. Bazılarına etkili bir şekilde nötr resimler (bir elektrik prizi, çekmece), bazılarına pozitif resimler (deniz manzaralı bir doğa resm) ve bazılarına da negatif görüntüler (kameraya dönük bir silah, parçalanmış bir yüz) gösterildi. Bulgular, katılımcılar olumlu resimlerin aksine olumsuz resimleri gördüklerinde daha fazla Olayla İlgili Beyin Potansiyeli (Event-Related Brain Potentials (ERP)) veya aktivite gösterdi, bu da araştırmacıları değerlendirmelerimizin öncekinden daha güçlü etkilendiği sonucuna götürdü.

Dünyada, olumsuz haber makaleleri medyaya hükmediyor gibi görünüyor, ancak neden bu kadar yaygın? Sorusunu sordüğümüzde, olumsuzluk yanlılığı nedeniyle, negatif kapsamın pozitif kapsamdan daha dikkat çekici olmasıdır yanıtını

verebiliriz. 2019 yılında Soroka ve arkadaşları tarafından yapılan bir araştırma, olumsuz bilgi talebinin uluslararası bir fenomen olup olmadığını araştırdı. 17 ülkede insanların video haber içeriğine yönelik psikofizyolojik tepkilerini inceleyerek elde ettikleri sonuçlar, küresel olarak, insanların ortalama olarak olumsuz haberlere daha fazla ilgi duyduklarını ve dikkatlerini verdiklerini ortaya koydu (Soroka et al., 2019).

Beyniniz hoş olmayan haberlere karşı daha büyük bir hassasiyetle inşa edildi. Sapma o kadar otomatiktir ki beynin bilgi işlemenin en erken aşamasında tespit edilebilir. Örneğin, Dr. John Cacioppo ve daha sonra Ohio State Üniversitesi'nde, şimdi Chicago Üniversitesi'nde yapılan çalışmaları incelediğimizde, insanlara olumlu duygular uyandırdığı bilinen resimleri (bir Ferrari ya da pizza), olumsuz duygular uyandıran (kesilmiş bir yüz ya da ölü kedi) ve nötr duygular uyandıran (plaka, saç kurutma makinesi) gösterdi. Bu arada, beynin serebral korteksinde gerçekleşen bilgi işlemenin büyüklüğünü yansıtan elektriksel aktivite kaydetti (Cacioppo et al., 1999). Cacioppo'nun yaptığı çalışmanın sonucunda beyin, olumsuz gördüğü uyaranlara daha güçlü tepki veriyor. Elektriksel aktivitede daha büyük bir dalgalanma vardı. Bu nedenle elde edilen sonuçlara göre davranışlarımız, iyi haberlerden ziyade olumsuz haberler tarafından daha fazla etkilenmektedir.

Negatif girdiyi tartma kapasitemiz, büyük olasılıkla iyi bir nedenden ötürü gelişti bizi zarardan uzak tutmak için. İnsanlık tarihinin başlangıcından beri, hayatta kalmamız tehlikeyi atlama becerimize bağlıydı. Beyin, tehlikeyi fark etmememizi ve dolayısıyla buna yanıt vermemizi kaçınılmaz kılacak sistemler geliştirdi.

Aynı şekilde insanların tüketici ürün yorumları gibi uyaran bilgi izlenimlerine karşı da benzer bir olumsuzluk yanlılığı vardır. Olumsuz olarak değerlendirilmiş ürün hakkındaki yorumların daha yararlı olduğu düşünülür. Pazarlamadaki önceki araştırmalar, tüketicilerin bilgi ve deneyime sahip olmadıkları durumlarda olumsuz kulaktan kulağa arama eğiliminde olduklarını göstermektedir (Herr et al., 1991). Bu nedenle, tüketicilerin olumsuz olarak değerlendirilen ürün incelemelerini olumlu olarak değerlendirilen incelemelerden daha yararlı olarak algıladıklarını varsaymak makul görünmektedir.

2.2.1.2. Pozitif Sosyal Etki Yanlılığı Teorisi (İç Daire Yanlılığı)

Genel anlamda sosyal etki, “yapılan bir aktivite sonucu ortaya çıkan değişim” veya “bir eylem/aktivite/proje/program sonucu farklı insanlar üzerinde oluşan etkiler” olarak tanımlanabilir. Sosyal etki, kısa veya uzun vadede kendini gösterebilir, planlanarak veya planlamadan da elde edilebilir, pozitif veya negatif olarak algılanabilir.

Sosyal etki önyargısı, çevrimiçi sosyal medya platformları üzerinde, kullanıcıların olumsuz derecelendirmeleri aşırı derecede telafi etmesine rağmen olumlu olanları yükseltmesine neden olan bir sürü etkisidir. Olumlu sosyal etki birikebilir ve bir derecelendirme neden olabilirken, olumsuz sosyal etki kalabalıkların düzeltilmesi ile nötralize edilir. Bu teori ilk olarak 2013 yılında bir makalede online müşteri yorumları, e-ticaret siteleri, yemek, otel, film veya dijital ürünler gibi çeşitli online platformlar için güvenilir bilgi kaynakları olduğu belirtilmiştir. (Muchnik et al., 2013). Bununla birlikte, bu online yorum derecelendirmeler sürü davranışına karşı duyarsız değildir, bu da sonraki yorumların birbirinden bağımsız olmadığı anlamına gelir. Bu birçok sitede olduğu gibi, önceki online yorumlar o yorumları yeni bir gözden geçiren tarafından görülebilir, belirli ürün, hizmet veya çevrimiçi içerik hakkındaki kararında önceki yorumların değerlendirmelerden büyük ölçüde etkilenebilir (Aral, 2013). Gütme davranışının bu biçimi Muchnik, Aral ve Taylor'a sosyal ortamlarda, kullanıcı yorumları üzerindeki sosyal etkiyi ölçmek için büyük ölçekli rastgele bir deney tasarladılar. Deney, Reddit gibi sosyal haber toplama web sitesinde gerçekleştirildi. Çalışma 5 ay sürdü, yazarlar rastgele 101.281 yorum yaptılar: olumlu derecelendirme gösteren (4049), olumsuz derecelendirme (1942) veya kontrol (olumlu derecelendirme olanlar ve olumsuz derecelendirmeye sahip olanları yansıtır.). İlk gruba düşen yorumlar yorumun oluşturulması üzerine yukarı oy verildi, ikinci grubun oluşturulması üzerine aşağı oy verildi, kontrol grubundaki yorumlara dokunulmadı, oy tek bir (+1 veya -1) derecelendirmeye sahiptir. Diğer kullanıcılar bir kullanıcının oylarını izleyemediği için denemenin farkında değillerdi. Rastgele seçimden dolayı kontrol ve derecelendirilen grubundaki yorumlar beklenen derecelendirme açısından farklı değildi. 10 milyondan fazla kez izlendi ve art arda gelen kullanıcılar tarafından 308 515 kez görüntülendi (Muchnik et al., 2013).

Yukarı oylama derecelendirilmesinde, ilk izleyici tarafından yukarı oy kullanma olasılığını kontrol grubuna göre%32 artırmıştır, aşağı oylama olasılığı kontrol grubuna göre değişmemiştir. Biriken sürü etkisi, kontrol grubu yorumlarına göre yorumun ortalama puanını%25 artırdı. Olumlu bir şekilde manipüle edilen yorumlar, dağıtımın tüm bölümlerinde daha yüksek derecelendirmeler aldı, bu da son derece yüksek puan toplama olasılıklarının daha yüksek olduğu anlamına gelmektedir. Negatif manipülasyon asimetrik bir sürü etkisi yarattı: olumsuz yorumlar ile aşağı oy olasılığı artmış olsa da bu yorumlar için yukarı oy olasılığı da arttı. Topluluk, negatif derecelendirmeyi nötralize eden ve kontrol grubundan farklı olmayan nihai ortalama derecelendirmelerle sonuçlanan bir düzeltme gerçekleştirdi. Yazarlar ayrıca, web sitesindeki en aktif konu kategorilerindeki yorumların son ortalama puanlarını karşılaştırdılar. Gözlenen olumlu sürüleme etkisi “siyaset”, “kültür ve toplum” ve “iş” alt dizilerinde mevcuttu, ancak “ekonomi,” “BT”, “eğlence” ve “genel haberler” için geçerli değildi (Muchnik et al., 2013).

Başka bir çalışmada Cicognani, Figini ve Magnani, bir turizm hizmetleri web sitesinde yaptıkları deneyden sonra benzer sonuçlara vardılar: önceki olumlu puanlar değerlendiricilerin davranışlarını olumsuz olanlardan daha fazla etkiledi (Cicognani; et al.,2016). Olumlu kalabalık düzeltmesi topluluk temelli görüşleri yukarı yönlü kılmaktadır.

2.2.2. Mesaj Seçimi ile İlgili Teoriler

Tüketiciler tarafından online yorumun seçimini belirleyen temel teoriler; Seçici Dikkat Teorisi ve Atıf Teorisi başlıkları altında ele alınmıştır.

2.2.2.1. Seçici Dikkat Teorisi

İnsan, sınırlı bir bilgi işleme kapasitesine sâhiptir. İnsanın bu sınırlı bilişsel kaynaklarını en verimli şekilde kullanabilmesini sağlayan en önemli faktör dikkatidir. Dikkat, bireyin duyu organları aracılığıyla ulaşabildiği ve bu yolla farkında olduğu fenomenal çevresinde meydana gelen uyarıcıya/uyarıcılara zihinsel alıcılarını yönlendirmesi durumu olarak tanımlanabilir (Eysenck et al., 2000). Bireyin kendi

yaşam çevresinde içinde yaptığı her türlü davranışı dikkati ile doğrudan ilişkilidir. Bu özelliği açısından dikkat, bilgi işleme süreçleri kapsamında kritik öneme sâhip bir süreçtir (Posner, 1988).

Çoğu zaman öylesine çok uyarıcı bombardımanına tutuluruz ki, bunların hepsini tanımlamayabiliriz. Dikkat bazı farkındalıkların kazanılmasını sağlar. Örneğin, bir metni okurken gözlerinizi kapatarak size ulaşan uyaranlara dikkat edin. Rahat şekilde mi oturuyorsunuz? Oturduğunuz yerde duydunuz bir koku var mı? Şu anda neler işitiyorsunuz? Bu girdilerin daha önce farkında olmamanızın sebebi bu uyaranlara dikkat etmediğinizdendir. Bu uyaranlara karşı seçim yapma sürecine seçici dikkat (selective attention) denir. Seçici dikkat sürecinde organizma kendisi için kritik öneme sâhip olan özellikleri seçmektedir. Bu önem derecesi organizmanın kendi psikolojik, fizyolojik ve ruhsal durumuna göre değişkenlik gösterebilmektedir.

Seçici dikkat teorisi, insanların sınırlı bilgi işleme kapasitesi nedeniyle mesajlara seçici olarak yanıt verdiklerini ortaya koymaktadır (Felbermayr and Nanopoulos, 2016). İnsanlar aynı anda birden fazla uyaran aldığında, sınırlı işleme kapasitesine sahip oldukları için bazı mesajları filtrelemeleri gerekir.

Aynı şey online yorumları inceleme bağlamında da gerçekleşir. Birçok ürün, insanların çevrimiçi yorumlarını seçici olarak okumasını sağlayan çok sayıda incelemeye sahiptir.

Seçici algı teorisi, seçici dikkatin altında yatan mekanizmayı açıklamaya yardımcı olur. Seçici algılamaya göre, insanlar dünyanın basitleştirilmiş bir temsili olan inanç yapıları geliştirir ve bu yapıları bilgiyi filtrelemek ve yorumlamak için kullanırlar (Singh et al., 2016).

2.2.2.2. Atıf Teorisi

Atıf (katkı, anlam yükleme) teorisi, insan hayatındaki aktivitelerinin geniş alanını, yaşadığı süreç ve yaptığı davranışlarını nedenlerini kapsayan çıkarımlar üzerine kurulmuştur. Katkı teorisi bireyin düşünceleri, tutum ve davranışları, değerleri nasıl ilişkilendirdiği ve olayları nasıl yorumladığı ile ilgilenmektedir. Birey geçmişteki yaşadığı hayat tarzına, inanışlarına ve takındığı tutumlarına dayalı olarak hareket

etmektedir. Heider, 1958 de ilk defa psikolojik katkı (atıf) teorisini ortaya koydu fakat daha sonraları (Weiner, 1986; Jones et al., 1972; Lewis et al., 1985; Daltroy, 1990); Daly, 1996; Gredler, 2001) ve tüm sosyal psikologlar sosyal psikolojinin temel araştırma paradigmalarından biri olan kuramsal çerçeveyi zamanla geliştirdiler.

Atıf Teorisi motivasyon kavramı ile çok yakından ilişkilidir. (Weiner, 1980), Atıf teorisinin temel varsayımları iki grupta toplanmaktadır. Birincisi nedensellik çıkarımı, ikincisi ise nedensellik çıkarımı ile ilişkili olarak kişinin davranışlarıdır. İnsanlar, genellikle, olayları pasif bir şekilde gözlemlemektedir. İnsanlar etraflarında meydana gelen olayların sebeplerini bulmak için güçlü bir merak duygusuna sahiptir. Sebeplere ilgili olarak yapılan çıkarımlar, bundan sonra yapılacak davranışları etkilemektedir. Bu sebepleri çıkarmak ve yapılan çıkarımların yapılan davranışları etkileyip yönlendirmesi Atıf Teorisinin en can alıcı noktasıdır (Arık,1996). Bu bireyin hem kendisi hem de çevresindekileri tahmin etmek ve kontrolünü sağlamak içindir. Atıf Teorisi, insanın davranışlarını neden ve nasıl yaptıklarını belirlemeye çalıştığı, yaptığı davranışlarına katkı sağlayan sebeplerin neler olduğu ihtimalleri üzerine kurulmuştur. Herhangi birinin yaptığı şeyleri anlamaya çalışan bir kişi, o davranışın daha çok nedenlerini yorumlayabilir. Bazen birey nedenleri çıkarma ve davranışları bunlara yükleme işini kendi davranışları için de yapmaktadır (Arık, 1996).

Atıf teorisi; bireylerin önce nedenleri çıkarmak ve tayin etmek üzere güdülendiğini, ikinci olarak bundan çıkardığı davranışlarını bu sebepler üzerine dayandığını ve üçüncü olarak da bütün bu süreçleri yönlendiren genel prensip ve kuralların olduğunu ileri sürmektedir. Teoriye dayanarak, insanlar farklı davranışlar için iki tür açıklama tanımlar: iç (kişisel) faktörler ve bunlarla ilgili dış ortamdan kaynaklanan (durumsal) eylemler (Berger and Milkman, 2012).

Teori büyük ölçüde kaynak güvenilirliğinin ve tüketici algısı ve çıkarım oluşumu ile ilgili diğer alanların yordayıcılarını açıklamaktadır (Mudambi and Schuff, 2010). Ayrıca, tüketicilerin OCR'nin yararlılığına ilişkin algılarını açıklamak için de kullanılmıştır. Okuyucular, incelemede yer alan bilgilerin kullanılıp kullanılmayacağına karar verirken bir incelemenin yazarının motivasyonunu dikkate alırlar.

Okuyucular bir incelemeyi harici (ürünle ilgili) veya dâhili (gözden geçirenle ilgili) nedenlerle ilişkilendirebilir. Okuyucu incelemenin dış nedenlere dayandığını düşünüyorsanız, kabul etme olasılığı daha yüksektir. Okuyucu, incelemenin iç nedenlere dayandığını düşünüyorsa, dikkate almama olasılığı daha yüksektir (Langhe et al., 2016).

2.3. Performans

Performans, farklı disiplinlerde farklı şekilde tanımlamaları mevcuttur. Genel anlamda performans, öncesinde belirlenmiş bir amaca yönelik yapılan planlar doğrultusunda ulaşılan noktayı, bir başka deyişle yapılan eylemden elde edilen nitel veya nicel sonuçlar şeklinde olarak açıklanabilir.

Performans değerlendirme ise kaynaktan kaynağa, değerlendirilmek istenin ne olduğuna ve ölçüm kriterine göre değişiklik göstermektedir. İşletmeler açısından değerlendirildiğinde işletmenin hedeflerine ulaşma düzeyi olarak ifade edilebilir. Genel anlamda performans değerlendirmesi, çalışanın yeteneklerini, potansiyelini, iş alışkanlıklarını, davranışlarını ve benzer niteliklerini diğerleriyle karşılaştırarak yapılan sistematik bir ölçmedir (Yücel, 1999). Performanstan söz edilebilmesi için performans ölçülecek nesne, ölçülecek boyut ve ölçüm kriterinin bulunması gerekmektedir (Laitinen, 2002).

Performans, çalışanın birim zamanda maksimum düzeyde yaptığı ölçülebilen fiili işlemlerdir. Ölçülebilir olması performansın ispatlanabilir olduğunu da ortaya koymaktadır. Performansın ölçümü, önceden belirlenen zaman aralığında ortaya konulan hizmet ya da üretimin çıktıların oranıyla bulunur.

Günümüzde dünyanın globalleşmesiyle birlikte işletmeler arasındaki rekabetçi ortam gelişmiş ve beraberinde e-ticaretin artmasıyla, işletmeler dünya pazarında sunduğu ürünün kalitesi, güvenilirliği, hızlı şekilde müşteriye teslimatı, satış sonrası verdiği hizmet, müşteri memnuniyeti vb. konularda rakipleri ile artan bir rekabet içine girmişlerdir. Bu açıdan bakıldığında, işletmeler bu mücadelelerini rakiplerine karşılık olarak piyasaya sundukları ürün ve hizmetleri rakipleriyle karşılaştırma yaparak sunmaktadırlar. Bu karşılaştırmayı yaparken, ortaya koydukları ürün ve hizmetlerin güvenilirliği, müşteri isteklerine uygunluğu, kalitesi ve sağlamlığı gibi ürün veya

hizmetin performansını ifade eden özellikler ortaya çıkmıştır. Bu özelliklerin istenilen şekilde, sürekli iyileşme sağlayarak, üretim performansını artırıcı faaliyetlerde bulunulması ve gerekli önleyici tedbirler alınması gerekmektedir. Bunun için üretimdeki süreçleri daha güvenilir, kolay, geliştirilebilir şekilde ölçmek ve doğru performans ölçütlerinin belirlenmesi ve uygulanması gerekmektedir.

Performans, bir işletmenin verimliliği, yaptığı işteki başarısını, işletmenin vizyon ve misyonuna ulaşma düzeyini tanımlayan çok boyutlu önemli bir ölçüttür. Performans ölçümünün amacı işletmenin yönetilmesini önemli stratejik kararlarını daha gerçekçi ve ekonomik şekilde üretim faaliyetlerine geçirilmesine odaklanmıştır.

İşletmeler, ürettikleri mal ya da hizmet ne olursa olsun, yapmak istediği görev ve sorumluluklarını gerçekleştirmek ve hedeflere ulaşmak için kurulmaktadır, faaliyetlerini bu doğrultuda sürdürmektedirler. Bir işletme yöneticilerinin en temel görevi de yönetici olduğu işletmenin hedeflerini en iyi şekilde gerçekleştirmektir. İşletmelerin en temel amaçları misyonları doğrultusunda stratejik plan ve politikalarını gerçekleştirebilmektir. Bu amaçlarına ulaşmalarında en önemli katkıyı öncelikle ortaya koydukları performanslarıyla sağlanabilmektedir.

Ekonomi, teknoloji ve sosyal alanlarda yaşanan hızlı ve sürekli gelişmeler işletmeleri önemli ölçüde etkilemektedir. Bu gelişmelere ve değişikliklere uyum sağlama çabası, işletmelerin, performanslarını ölçme ve geliştirme çalışmaları yapmalarını zorunlu kılmaktadır. İşletmelerin bu gelişmeleri takip edebilmeleri için, değişime uyum sağlayarak kurumsal kapasitelerini geliştirmeleri, çevresel değişime duyarlılık gösterecek bir organizasyon yapısı oluşturmaları ve kurumsal performanslarını sürekli ölçebilmeleri gerekmektedir (Zerenler, 2003).

2.3.1. Performans Ölçmenin Önemi

Ölçme bilgi elde etme yöntemidir. Ölçmeyi teknik olarak, nesnelerin, olayların ve sonuçların gözle görülebilen özelliklerini hesaplayabilir, birbirleriyle karşılaştırabilir şekle dönüştürme süreci şeklinde tanımlanabilir. Ölçüm, toplum yaşamışının her alanında olduğu gibi işletmeler için de vazgeçilemez konumdadır. Tüm işletmeler kendi ölçümlerini yapmakta, elde ettiği ölçüm verileri toplayıp, işleyip bilgi haline dönüştürerek yapacağı faaliyetlerinde kullanmaktadır. Ölçümler modern

yönetim anlayışında daha çok önem kazanmıştır. İşletmelerde daha başarılı ve yüksek performansa ulaşmanın çok çeşitli yöntemlerinin bulunmaktadır. İşletmelerde gelişmiş yönetim ve üretim tekniklerinin kullanılması, şirket içi eğitim ve öğretime önem verilmesi, yeni teknolojilerin uygulanması, daha iyi çalışma koşullarının sağlanması gibi performans ölçümleri işletmenin başarısına katkıda bulunmaktadır (Akal, 2000). Bundan dolayı üretim yapan ve hizmet veren tüm işletmelerde performans ölçümlerine önemli derecede gereksinim duyulmaktadır.

Bir işletmenin başarısı ve ömrü onun yaptığı verimli şekilde yürüttüğü faaliyetlere dolayısıyla da performansına bağlıdır. İyi bir yöneticinin görevi de yöneticisi olduğu işletmenin faaliyetlerini doğru şekilde belirlenen performans ölçme sistemlerini kullanarak edindiği bilgilerle performansını takip etmektir. Performans ölçümleriyle sağlanan bilgiler işletme kaynaklarının ve faaliyetlerinin ne kadar efektif şekilde kullanıldığını göstermekte ve bu doğrultuda tüm işletme yönetici ve çalışanların davranışlarını yönetmesini ve onları doğru şekilde yönlendirilmesi sağlanır. Bu nedenle performans ölçümleri işletmedeki en önemli bilgi kaynağını sağladığı için önemlidir. Performans ölçümü bir işletme ve işletme çalışanına ek değer katmakta ve yapıcı bir nitelik taşıdığından hatalı faaliyetleri azaltarak daha verimli ve etkin kaynak kullanımına yöneltilmektedir. Bu doğrultuda işletmede buna uygun sistemlerin kurulmasına ve mevcut sistemlerin ve süreçlerin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır. Performans ölçmenin temel amacı yalnızca işletmede kaynak kullanımı azaltmak değil, mevcut kaynakların doğru yerlerde etkin şekilde kullanılmasını sağlamaktadır. Diğer yandan performans ölçümü ile daha planlı ve programlı çalışmalar yürütülmesi gerekmekte bunun için ekip çalışmasına yatkın, analitik düşünebilen, yaratıcı, performans kültürünü benimsemiş çalışanlara ihtiyaç duyulmakla beraber titiz ve dikkatli çalışmalar sonucunda sağlam ve güvenilir ürün ve hizmet ortaya konulmaktadır.

İşletme içerisinde yanlış uygulanan performans ölçümündeki çalışanların çalışma motivasyonunu düşürmekte aynı zamanda, işe yaramayan bilgilerin toplanması ve bu bilgilerin işlenmesi ve analiz edilmesinden gereksiz zaman kayıplarına neden olabilmektedir. Ayrıca iyi tasarlanmamış performans ölçümleri, organizasyonun rekabet ortamına başarılı bir şekilde uyum sağlamasını engelleyecektir (Karaman ,2008). Yapılan araştırmalar, düzenli olarak gerçekleştirilen

performans ölçümlerinin sürdürülebilir rekabet üstünlüğü elde etmede çok önemli bir role sahip olduğunu göstermektedir. Bunun yanında, stratejik planları ve performans ölçümleri arasında eşgüdüm bulunan işletmelerin içinde bulundukları sektörde rakiplerine oranla çok daha başarılı oldukları gözlemlenmektedir (Bititçi et al., 1997). Performans ölçümü, örgütün hedeflerinin tanımlanması ve bu sürecin çalışanlara neler sağlayabileceğini göstermesi açısından son derece önemlidir. Örgütün üyeleri dikkatli iş analizleri yaparak sistemin dinamiklerini ve temel hedeflerini belirlemelidir. Bu durum örgütsel hedeflerin açık olarak ortaya konulmasını sağlamakla kalmayacak, çeşitli örgütsel kademeler arasındaki iletişimi de kolaylaştıracaktır (Karaman ,2008). Bundan dolayı performans ölçütlerinin iyi belirlenmesi, ölçütlerin belirlenmesinde hem tüm birimlerdeki çalışanların fikri alınması, işletmeye katma değer sağlayacak fikirlerin görüş birliğine varılarak kullanılmaya başlanmalıdır. Yapılan araştırmalara göre, işletmelerde düzenli şekilde yapılan performans ölçümlerinin işletmenin rakipleri üzerinde üstünlük elde etmede ve sektörde rakiplere göre daha başarılı olmalarında çok önemli bir rolünün olduğunu göstermektedir.

Performans ölçümü kullanılarak işletmedeki süreçler geliştirilebilir, işletmede görülen verimsizlik etkenleri ortadan kaldırılarak, bundan kaynaklanan maliyetler minimuma indirilerek kaynakların kullanımında etkinlik ve verimlilik arttığı gibi yönetim tarafından doğru kararların da alınması sağlanmış olur. İşletmeler bunun haricinde performans ölçümü kullanarak planlama, kontrol ve değerlendirme, değişim yönetimi, birimler arası iletişim, işletmedeki sürekli iyileştirme faaliyetleri ile rekabet gücünün artırılması, kaynakların doğru tahsis edilmesi, çalışanların başarılarının ödüllendirilmesi, işletmenin uzun vadeli olarak geleceği planlamasına ve geleceği daha sağlıklı görmesine ve sonuçların bu planlara göre uygunluğunun kontrolünü sağlayabilmektedir.

Günümüzde bir işletmenin varlığını sürdürebilmesi, kendi stratejisine ve yeteneğine uygun ölçüm ve yönetim sistemini kullanması gerekmektedir. Bu nedenle işletmelerin; stratejilerini, amaçlarını ve önceliklerini dikkate alarak performans ölçüm sistemi geliştirmek zorundadır.

2.3.2. Performans Ölçütleri

İlk yapısal performans ölçüm sistemi, Frederick Taylor tarafından 1920 yılında Amerikan ordusunda büro personelinin değerlendirilmesi ile ilk uygulama gerçekleştirilmesi ile yapılmış, sonraki yıllarda İngiltere’de de bazı fabrikalarda uygulanmıştır. 1950’li ve 1960’lı yıllarda basit yapıda bir performans değerlendirme uygulaması olarak “başarı değerlendirme”, önce Amerika’da sonra İngiltere’de uygulanmıştır (Öztürk, 2006).

İşletmelerin performans ölçümü 1960–1970 yıllar arasında tamamıyla finansal ölçütlere dayanmaktaydı (Coşkun, 2005). Hedeflerle yönetim, kritik olay tekniği ve davranış değerlendirme ölçümlerine de bu dönemde başlanmıştır. 1970 yılında sonuç odaklı performans değerlendirme sistemi ortaya çıkmıştır (Öztürk, 2006). Performans değerlendirme sistemi, 1980’lerde performansla dayalı ücret sistemleri ile yeni bir boyut kazanmıştır. Değerleme yaklaşımı, iş tatmini, iş yükü, iş hacminin gelecek için mutabık kalınan hedeflerin değerlendirme periyodu içinde gerçekleştirilmesi olarak tanımlanmış, değerlendirme planlarına performans değerlendirme faktörü olarak iş hacmi, iş kalitesi, iş bilgisi, güvenilirlik, yeniliğe açıklık, kadro yetiştirme ve iletişim faktörleri dâhil edilmiştir (Öztürk, 2006).

Araştırmacılar 1980 lerden itibaren işletmedeki tüm birimlerin performanslarını incelemeye başladılar. Sanayide gelişmelere paralel olarak tam zamanında üretim (TZÜ) sistemleri ile, performans ölçüm araştırmaları imalat ve kontrol sistemleri ve planlamasına yönelmiş, daha sonrasında bu çalışmaları bilgisayar destekli imalat (BDİ) ve esnek üretim sistemlerinde (EÜS) performans ölçümleri kullanılmaya başlanmıştır. Bazı araştırmacılar kalite, maliyet, zaman ve esnekliğin çeşitli boyutlarını stratejik açıdan incelerken (Tunalu, 1992), bazı araştırmacılar da (Globerson, 1985; Maskell, 1989, Kaplan ve Norton 1992); genel işletme performansı ile ilişkili fonksiyonel veya birimsel performans için yapılar geliştirmişlerdir. Araştırmalar genellikle, fabrika sistemlerinin nasıl işletme performansı ile ilişkili olduğu ve onu nasıl etkilediği üzerinde yoğunlaşmıştır. Zamanla, imalat sistem performansının bütün işletme performansı üzerinde etkili olduğu kanısına varılmıştır (Lockamy and Spencer, 1998).

Tablo 2.1. Yıllara göre Performans Ölçütleri

Yazar(lar)	Yıl	Performans Ölçütleri
Skinner	1969	Üretkenlik, hizmet, kalite, yatırımın geri dönüşü
Campanella ve Corcoran	1983	Kalite seviyesi (hata yüzdesi), kalite maliyetleri (=koruma maliyetleri+değerleme maliyetleri+hata maliyetleri)
Richardson, Taylor ve Gordon	1985	Çıktı hacmi, birim başına maliyet, kalite, zamanında teslim, iş gücü verimliliği, yeni ürün sunma yeteneği, ürün esnekliği, hacim esnekliği
Rosenfield, Shapiro ve Bohn	1985	Maliyet-teslim süresi
Skinner	1985	Maliyet ve etkinlik, ürün kalitesi/güvenirlilik, teslim süresi ve güvenirliliği, yatırım, ürün esnekliği, hacim esnekliği
Fine	1986	Uygunluk seviyesi (hatalı olmama oranı), maliyet=değerleme maliyeti + koruma maliyeti + hata maliyeti
Miller and Roth	1988	Fiyat, kalite tutarlılığı (uygunluk), yüksek üretkenlik, esneklik, hızlı hacim değişimi, hızlı teslim, güvenilir teslim, satış sonrası hizmet, promosyon
Munir Ahmad ve Nasreddin Dharf		Ürün çeşidi, teslim süresi, esneklik, kalite, verimlilik
Ferfows ve De Meyer	1990	Kalite, birim üretim maliyeti, envanter değişimi, gelişme hızı, zamanında teslim, yığın büyüklüğü, genel maliyetler
Miller ve Kim	1990	Genel maliyetler, üretim maliyeti, teslim hızı, yeni ürün geliştirme hızı, stok hızı, kalite Schonberger 1990 İşleme süresini azaltma, iş gücü üretkenliği, girdi ve çıktı kalitesi, üretim birim maliyeti, tahmin uygunluğu
Rajan Suri ve Ramakrishna Desiraju		Esneklik, üretim süreci esnekliği, ürün teslim süresi, ürün çeşitliliği
New	1992	İşleme süresi, teslimat güvenirliliği, kalite, fiyat, tasarım esnekliği, hacim esnekliği
Carbett and Van Wassenhove	1993	Maliyet, zaman (esneklik, hizmet, teslim, yenilikçilik), kalite (güvenirlilik, uygunluk, dayanıklılık, hizmet verebilirlik, esneklik)
Flynn, Filippini, Forza vd.	1996	Teslim süresi, kalite tutarlılığı/yeteneği, üretkenlik, satış maliyet
Marcello Braglia ve Alberto Petroni		Üretkenlik, esneklik, üretim süreci hızı, ürün teslim süresi, depolama süresi, yeni ürün sunumu
Mapes	1996	İmalat maliyetleri, kalite tutarlılığı, işleme süresi, teslimat güvenirliliği, yeni ürün sunum hızı ve oranı, ürün çeşitliliği
New ve Szwejczewski	1996	Üretkenlik, müşteri hizmeti Parker ve Wirth Üretim esnekliği, süreç esnekliği, yeni ürün sunumu, teslimat süresi

Kaynak: Tümer Kabadayı E., (2002); Zerenler M., (2005)

Performans ölçümleme 1980 öncesi ve 1980 sonrası olarak 2 evrede incelersek;1980 öncesi evrede işletmenin yatırımın geri dönüşümü verimliliği ve kar gibi finans ölçütleri kullanılırken,1980 sonrası evrede yeni geliştirilen üretim teknolojileri ile gelişen müşteri ihtiyaçları karşılamak önemli hale gelmiştir. 1980 sonrası dönemde gelişen teknoloji ve yeniliklerle geleneksel performans ölçütleri değişmiştir. Bundan dolayı işletmeler sürekliliklerini devam ettirmek ve başarılarını artırmak için yeni performans ölçütleri koymak zorunda kalmışlardır. 1990'lı yıllardan itibaren, global pazardaki işletmelerin rekabet ve stratejilerin değişmesiyle finans temelli performans ölçüm sistemlerinin yetersizlikleri ortaya çıkmıştır.

Yeni teknolojik üretim sistemlerinin kullanılmasıyla, müşteri ihtiyaçlarının değişkenlik göstermesiyle birlikte işletmeler başarılarını rekabet ortamında artırabilmek için yeni performans ölçütleri belirlemeye başlamışlardır. Bu ölçütler geleneksel olmayan performans ölçütleri olarak finansal olmayan değerlendirme sistemleri ortaya çıkmıştır. Bu ölçütler üretilen ürün ya da hizmetin kalitesi, müşteri tatmini, ortaya koyduğu yenilik, esnek kullanılabilirliği gibi ölçütler içermektedir. Daha sonra finansal olmayan değerlendirmeler içeren bu ölçütlerin tek başına yeterli olmadığı aynı zamanda finansal göstergelerinde dikkate alınması gerektiği ortaya çıkmasıyla bütünsel performans ölçüm sistemleri geliştirilmiştir. İşletmelerdeki performans anlayışı teknolojik ve yönetim anlayışındaki gelişmelerle yıllar bazında değişkenlik göstermiştir. İlk Performans kavramının ortaya çıkmasıyla birlikte çeşitli araştırmacılar tarafından geliştirilen performans ölçütlerini yıllar bazında Tablo 2.1'de gösterilmiştir.

3. TEORİK ALTYAPI VE HİPOTEZLER

3.1. Online Yorumların Performans Ölçümleri

Önceki çalışmalarda online yorumların performansını değerlendirmek için farklı yöntemler kullanılmıştır. Çalışmaların çoğunda online yorumların performans ölçümünde yalnızca fayda parametresi kullanılmıştır. Bu çalışmalarda kullanılan fayda bağımlı değişkeni, online yorumu yararlı bulan kişi sayısının, o yoruma oy veren kişilerin toplam sayısına bölünmesiyle ölçülmüştür (S. Aral, 2013; Mudambi and Schuff, 2010; Sen and Lerman, 2007). Fayda ayrıca online yorumun değeri olarak da ifade edilmiştir (Forman et al., 2008).

Müşterinin bir ürünü satın alma niyeti ise online yorum performansın başka bir ölçüsüdür. Müşteri satın alma niyeti o ürün hakkında yazılmış online yorumların hem sayısından hem de yorumun anlaşılma kalitesinden etkilenir (Park et al., 2007). Bazı çalışmalarda, online yorumların performans ölçüsü olarak satış gelirlerini de kullanılmıştır.

Online yorumlar ayrıca kitapların online satışlarını tahmin etmek için de kullanılmıştır (O'Mahony and Smyth, 2009). Bir çalışmada film gişe hasılatlarını tahmin etmek için Yahoo Movies web sitesinden alınan online müşteri yorumlar kullanıldı ve filmler ile ilgili yazılmış online yorumların film satışlarını etkilediği görülmüştür (Liu, 2006). Filmi izleyenlerin film için yaptığı puanlamalar dolaylı olarak satışları duygularla etkilemiştir (Hu et al., 2014).

Son yıllarda, duygu analizi hem akademik dünyada hem de iş çevrelerin artarak ilgisini çekmektedir. Online yorumlarda ifade edilen duygu ürün ilgili bilgileri içerdiği için ve tüketicilerin satın alma kararlarını etkilediği için son derece önemlidir. Duyguların başarılı ve etkili insan-insan iletişimde önemli bir rol oynadığını " önermiştir (Cambria, 2016).

Duygu analizi alanındaki en önemli yöntem büyük veri (big data) ve iş zekasıdır. Online inceleme araştırmalarda, birçok araştırmacı, yorumların fayda performansını belirlemek ve tahmin etmek için duygu puanını kullanmaktadır (Salehan and Kim, 2016).

3.2. Online Yorumların Performansının Belirleyicileri

OCR'nin performansını tahmin etmek için çok farklı yöntemler kullanılmıştır. Bazı çalışmalar OCR performanslarını tahmin etmek için yorumların sayısal yıldız derecelendirmesine ve kelime sayısına odaklanmıştır. Örneğin, aşırı sayısal derecelendirmeler kitap satışlarıyla olumlu ilişkilidir (Chevalier and Mayzlin, 2006). Aşırı sayısal derecelendirmeye sahip yorumların da daha yararlı olduğu düşünülmektedir (Sen and Lerman, 2007).

Yorumların yıldız derecelendirmelerin kullanıldığı başka bir çalışmada yerel işletmeler hakkında tüketici yorumlarını paylaşmak için çevrimiçi bir sosyal platform olan Yelp'deki tüketici yorumlarındaki yıldız derecelendirmelerinin analizi yapılmıştır. Burada özellikle, gıda işletmeleri hakkındaki tüketici yorumlarıyla ilişkili yıldız derecelendirmelerinin tüketici yorumlarının metinsel duygu ile ne kadar iyi veya kötü olduğunu analiz edilmiştir. Online tüketici yorumunun her biri bir tüketicinin deneyiminin farklı bir yönüne hitap eden birden fazla görüş içerebilir. Farklı görüşler çok sayıda tüketici yorumundan çıkarılabilir ve tüketici yorumlarından alınan her bir görüş için bir duyarlılık puanı hesaplanabilir. Örneğin, bir tüketici gıda açısından olumlu bir deneyime sahip olabilir ancak ambiyans açısından olumsuz bir deneyime sahip olabilir. Bunu çeşitli şekillerde ifade edebilir. (Örneğin, “Yemekler çok lezzetliydi! Ama ortam çok kalabalık ve gürültülüydü yemek masası çok küçüktü! Duygu polaritesi açısından bu tür “çelişkili” görüşler söz konusu olduğunda, genel yıldız derecelendirmesi her iki görüşü de yansıtıyor mu (örneğin, iki duygu puanının ortalaması) veya yönlerden biri genel yıldız derecelendirmesini daha güçlü bir şekilde etkiliyor mu? Şeklindeki çalışma, yıldız değerlendirmesinin inceleme yorumuyla ne kadar iyi veya kötü bir şekilde hizalandığını araştırmaktadır.

Araştırma sonunda çıkan sonuç tüm yorumlar için bazı yönler dışında tüketici yorumları genel yıldız derecelendirmesi ile güçlü bir korelasyona sahip olduğunu göstermektedir (Prithivirajan et al., 2015).

Bir yorumun uzunluğu kullanarak performansı tahmin edebilir. Bir kitap için yapılan yorumların uzunluğu Amazon.com'daki satışlarını önemli ölçüde tahmin etmektedir (O'Mahony and Smyth, 2009). Akademisyenler bir online yorumun uzunluğu yorumun yararlılığı ile olumlu ilişkiye sahip olduğu ortaya koydu (Liu and

Park, 2015; Mudambi and Schuff, 2012; Ghose and Ipeirotis, 2011; Pan and Zhang , 2011; Sen and Lerman, 2007; Forman et al., 2008). Uzun incelemeler, kısa incelemelerden daha fazla bilgi ve daha ikna edici ifadeler içerebilir. Kapsamlı ve iyi tartışılmış yorumların, tüketicinin gözden geçirilen ürünün kalitesini değerlendirmesi için yeterli bilgi sağlaması beklenmektedir (De Ascaniis and Morasso, 2011).

Ayrıca, daha uzun incelemeler sadece ürün kalitesini değerlendirmede daha yararlı olarak algılanmakla kalmaz, aynı zamanda kısa incelemelerden daha güvenilir olarak algılanır (Filieri and McLeay, 2014). Bu nedenle tüketiciler, ürün hakkında uzunca yorum yazmak için daha fazla zaman harcayan bir yorumcuyu, ürün ile ilgili yalnızca birkaç satır yazmış olandan daha güvenilir olarak değerlendirebilir.

Lu 2010 da yaptığı çalışmada OCR'nin performansını tahmin etmek için, online yorumların bağımsız belgeler olarak ele alınmaması gerektiğini ve yazarın kimliği ve sosyal ağlar hakkındaki bağlamsal bilgilerin, gelişmiş tahmin doğruluğu elde etmek için kullanılması gerektiğini önermektedir (Lu et al., 2010). Bu yöntem ile metin tabanlı tahmin kısıtlamaları ekleyerek yazarın sosyal bağlam bilgilerinin dâhil edilmesi için genel bir çerçeve sağladı.

Diğer bazı çalışmalar da OCR'nin faydasını tahmin etmek için yorumcu tarafından yazılan toplam yorum sayısı, uzmanlık, deneyim, yazma stili, derecelendirme düzeni ve mükemmellik gibi gözden geçirici özelliklerini kullanır. (López and Farzan, 2014; Lu et al., 2010). Uzmanlık internet sitesinde toplamda kaç yorum yazdığını göstermektedir.

Olumlu ve olumsuz yorumların performansı arasındaki fark, online tüketici yorumlarının performansının belirlenmesinde tartışmalı araştırma yoludur. Olumsuzluk yanlılığı (Negativity bias) teorisinden yola çıkarak, bazı çalışmalar olumsuz yorumların olumlu olanlardan daha yararlı olduğunu düşünmektedir. Olumsuzluk yanlılığı teorisine göre, insanlar kişinin beklenen şekilde davrandığında kişinin davranışları hakkında çıkarımlarda bulunmakta zorluk yaşamaktadır. Kişinin kendi davranış normlarından ayrıldığında çıkarım daha kolaydır (Kelley, 1973; Jones, and Davis, 1965). Bu nedenle, bazı araştırmacılar olumsuz yorumların olumlu olanlardan daha yararlı kabul edilmesi gerektiğini savunmuşlardır (Sen and Lerman, 2007).

Birçok çalışma, negatiflik yanlılığı teorisini OCR performansını belirlemede kullanmaktadır. Ancak araştırmalar sonunda çelişki sonuçlar çıkmıştır. Bazı çalışmalar tüketicilerin olumsuz yorum değerlendirmeleri daha faydalı bulunduğunu gösterirken, diğerler araştırmalarda olumlu ve olumsuz yorumlar arasında anlamlı bir fark bulamamaktadır. Hatta bazı araştırma sonuçlarında olumlu eleştirilerin olumsuz olanlardan daha yararlı olduğunu bile bulmaktadırlar. Sen ve Lerman olumlu yorumların genellikle olumsuz olanlardan daha yararlı olduğunu bulmuşlardır. (Sen and Lerman, 2007). Bununla birlikte, olumsuz yorumlar faydacı ürünler (işlevsel performansına dayalı ürünler) için daha yararlıdır ve olumlu yorumlar ise hedonik ürünler (kişisel zevke dayalı ürünler) için daha yararlıdır.

Schindler ve Bickart, pozitif ifadelerin sayısının bir online yorumun faydalı olup olmadığını tahmin etmede etkili olduğunu, negatif ifadelerin sayısının yorumun değerlendirilmesi üzerindeki etkisinin anlamlı olmadığını bulmuşlardır. (Schindler and Bickart, 2012). Bu çalışmada yorumun polaritesinin (yani olumlu, olumsuz veya nötr) yorumun faydası üzerindeki etkisini araştırılmış, OCR'nin performansı hakkında bilgi vermektedir.

Diğer bir çalışmada yazar yazılan online tüketici yorumlarına müdahale ederek deney yaptı ve olumlu şekilde manipülasyonda bulunduğu yorumların etkisi birkaç ay süren olumlu bir sosyal etki yarattığını keşfetti. Bununla birlikte, olumsuz şekilde yaptığı manipülasyonlar, yaptığı müdahaleyi nötrleyici düzeltme etkisi ile dengelendi. Bu yapılan deney sonunda elde edilen bulgular, şirketlerin OCR'yi kolayca manipüle edebileceğini ve yorumları değerlendirirken bir miktar şüphecilikle ele alınması gerektiğini göstermektedir.

Yapılan son çalışmalar da online yorumun performansını tahmin etmek için yorumun metnini de kullanmaktadır. Schindler ve Bickart online yorumların kaynaklarından ziyade ifadelerine bakarlar. İfade faktörünü iki kategoriye ayırırlar: içerik ve biçimi. İçerik, yorumun sağladığı bilgiler olarak tanımlanırken aksine yorum biçimi, bilgiyi iletmek için kullanılan kelimelerin seçimi olarak tanımlanır (Schindler and Bickart, 2012). Bu çalışmada ürün tanımlayıcı ifadelerin ve ürünü değerlendiren tanımlayıcı ifadelerin oranının, online yorumun faydalı görülmesinde önemli tahminleyici olduğunu bulmuşlardır. Ayrıca, olumsuz biçim özelliklerinin kullanımı online yorumun değerini düşürürken, pozitif biçimde kullanımının performansını

artırmayacağını bulmuşlardır. Çalışma sonunda, olumsuz ifadeler ile online yorumun değeri arasında anlamlı bir ilişki bulamamışlardır.

Online tüketici yorum metninden çıkarılan diğer önemli fayda göstergeleri, nesnel ve öznel bilgi miktarını (Ghose and Ipeirotis, 2011), uygunluğu (yani ortalama yıldız derecelendirmesinden sapma) (O'Mahony and Smyth, 2009) yorumun tamlığı (yani, isteğe bağlı yorum içeriği miktarı) (O'Mahony, Smyth, 2009) ve okunabilirlik (Ghose and Ipeirotis, 2011) olarak eklenebilir. Yorum metninin duygusunu çıkarmak için farklı yöntemler kullanılabilir. Bazı çalışmalar OCR duygularını çıkarmak için insan denekleri kullanırken, diğerleri yorum metninden duyguları çıkarmak için duygu madenciliğini yöntemleri kullanır (Schindler and Bickart, 2012; Bai, 2011; Sen and Lerman, 2007).

3.3. Performans Moderatörleri

Ürün türü, Online tüketici yorumları bağlamında önemli bir faktördür. Çoğunlukla bağımsız değişkenler ile fayda arasındaki ilişkiyi düzenleyen değişken olarak görülmüştür. Örneğin, Hedonik (Hazcı) ürünlerle ilgili yorumların yararlı olarak algılanması daha az olasıdır (Sen and Lerman, 2007).

Ayrıca, tüketicilerin aradığı ve deneyimlediği ürünlerinin yararlılığı arasında da farklar vardır. Aradığı ürünler için (arama ürünleri), tüketiciler satın almadan önce ürün kalitesi hakkında bilgi edinebilirken, alıp kullandığı tecrübe ettiği ürünlerin (deneyim ürünleri) değerlendirilmesi örnekleme veya satın alma gerektirir.

Ürün türü, bir online yorumun yararlılığıyla olumlu ve olumsuz ifadelerin sayısı arasındaki ilişkiyi de azaltır (Sen and Lerman, 2007). Bir online müşteri yorumunun uzunluğunun, arama ürünleri için deneyimsel ürünlere göre yararlılığı üzerinde daha fazla olumlu etkisi vardır (Mudambi and Schuff, 2010). Müşteri katılımı OCR bağlamında bir diğer ılımlı değişkendir. Çok yüksek veya çok düşük yıldızlı derecelendirme arama ürünleri için daha yararlı kabul edilir, etkisi deneyim ürünleri için farklıdır. Deneyimli ürünleri için, aşırı değerlendirmelerin orta dereceli olanlardan daha az yararlı olduğu düşünülmektedir (Nielsen, 2012).

Otel rezervasyon hizmeti üzerine yapılan çalışmalarda yorum yapan tarafından sağlanan bir otel fotoğrafları yorumu değerlendirmedeki etkisinin olumlu olduğu görülmüştür. Önceki çalışmalar, yorum yapan kişinin profil resmi ve inceleme yararlılığı arasındaki doğrudan ilişkiye odaklanmaktadır (Hong et al.,2017; Racherla and Friske, 2012; Forman, et al.,2008) veya yoruma eklenen ürünün fotoğraflarının bir tüketici yorumunun güvenilirliğini artırabileceğini önerdi (Filieri, 2016). Çalışmada yorum yapanın koyduğu fotoğrafının yorumunun değerlendirilmesinde yararlılığını artırmaya katkıda bulunduğunu kanıtlamaya destek olarak sunulabilir. Görsel bilgiler, bilişsel algılamayı ve ayrıntılandırmayı, duyguları etkileyerek ve insanlar üzerinde ikna uyandırır (Nisbett and Ross, 1980). Yoruma ürün ya da hizmet ile ilgili fotoğraflara eşlik eden bir yorum değerlendirme puanı, fotoğraf içermeyen yorum değerlendirme puanlarından daha faydalı algılanabileceği sonuncuna varabiliriz.

Yazarın ürünü / hizmeti gerçekten deneyimlediğini kanıtlayan ve görüşünün neden çok olumsuz veya çok olumlu (kaliteli ve çok uygun bir ürün / hizmet) olduğunu görsel olarak kanıtlayarak, görsel bilgilerin incelemeye güvenilirlik kattığını çıkarmak mümkündür (Filieri,2016). Fotoğraflar, ürün ve hizmet satışı anlamında görselleştirmeyi ve tüketicileri tüketmeden önce kalite düzeyi hakkında çıkarımlarda bulunmalarına yardımcı olur.

Online ürün ve hizmet satışlarında ayrıca beklenenin aksine, yorum yapanın yerel kökeni, yorumu değerlendirilme puanına ve yorumun faydalı olmasına arasındaki ilişkiyi sağlayamamıştır. Bununla ilgili online konaklama ve seyahat hizmeti veren bir web sayfasında yapılan araştırmalarda yorum yapanın yerel kökeni, OCR ortamında konaklama kategorisindeki yorumun değerlendirme puanını ve yorumun faydası arasındaki ilişki arasında doğru oranlı şekilde sağlanamamıştır. Daha özet bir şekilde yerel bir yorumcu yabancı bir yorumcudan daha doğru veya deneyimli bir bilgi kaynağı olarak görülmemektedir. Otel rezervasyonu yapan seyahatçiler, yerel yorumcuların kendi ülkelerindeki otelleri ile ilgili önerini dikkate almamakla beraber ve kalitesi hakkında daha fazla bilgi sahibi olduklarına da inanmamaktadırlar.

Tüm bunlar haricinde online sitelerde ürün satan işletme yöneticileri ve tüketici yorumlarını yayınlayan web siteleri, yorumculara çevrimiçi bir yorumu potansiyel olarak yararlı hale getiren kriterler hakkında talimat verebilir. Giderek daha fazla web sitesinde yayınlanan online yorumlar için minimum uzunluk istiyor ve yorumculardan

fotoğraf yüklemelerini istiyor, ya da yazı karakterini sınırlandırıcı yorum kotaları koyabiliyor. Ayrıca, online yapan yorumculara yorumun puanlandırılması hakkında daha iyi bilgi verilebilir, böylece ne zaman ne şekilde yorum puanlaması (olumlu veya olumsuz) yapmaları gerektiği konusunda daha fazla bilgi sahibi olurlar.

Bazı puanlama sistemleri açıkça 1 veya 5 yıldızlı derecelendirmeye ilişkin anlam hakkında bilgi vermede başarısız olur. Bunun yanı sıra, web sitesi yöneticileri, bu çalışmada bulunan yararlı incelemeleri karakterize eden kriterlere uyan yüksek puanlar alan yorumcuları daha iyi ödüllendirebilir.

3.4. Araştırma Hipotezleri

Online yorum konusunda çalışan araştırmalar incelendiğinde araştırmacılar genellikle yorumların tüketiciler üzerindeki etkilerini inceledikleri görülmektedir. Bu çalışmalarda, online yorumların, yorumu okuyan tüketicilerin ürün seçimine (Chen and Lurie, 2013; Gupta and Harris, 2010; Kostyra et al., 2016) ve satın alma niyetine olan etkileri incelenmiştir. (Baker et al., 2016; De Langhe et al., 2016; Gottschalk and Mafael ,2017; Martin and Lueg, 2013).

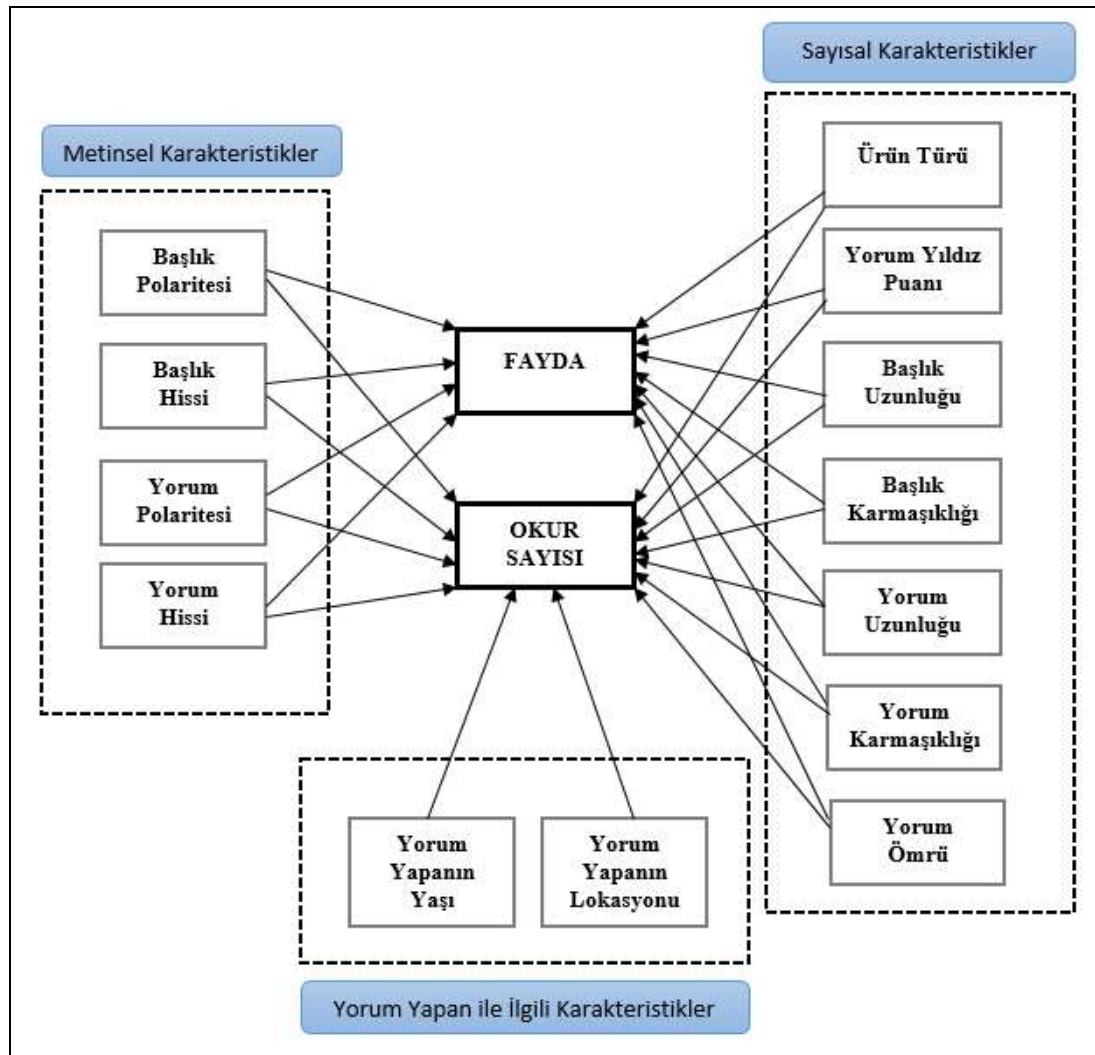
Her ne kadar Cheng ve Ho online yorumların okuyucular tarafından ne ölçüde faydalı bulunduğunu inceleyen kısıtlı sayıda çalışma olduğunu belirtmiş olsa da (Cheng et al., 2015), son dönemde, online yorumdan algılanan fayda konusunun araştırmacıların dikkatini çektiği ve bu alanda yapılan çok sayıda araştırma olduğu görülmektedir (März et al., 2017; Agnihotri and Bhattacharya ,2016; Bigné et al., 2016; Singh et al., 2016; Chen et al.,2016; Felbermayr et al., 2016; Folse et al., 2016).

Literatürde, online yorumun ne zaman faydalı bulunduğu (Casaló et al., 2015; Jin et al., 2014; Kim and Gupta ,2012; Purnawirawan et al., 2012) ile online yorumun aldığı faydalı oy sayısının nasıl arttırabileceği (Chen and Lurie, 2013; Singh et al., 2016; Wu, 2013) farklı çalışmalarda araştırılmış ancak bir yorumun faydalı oy alma ihtimali ile aldığı faydalı oy sayısının nasıl değiştiğini inceleyen çok az çalışma ile karşılaşmıştır. Bu sebeple, araştırmada bu yönde ilerleyerek, farklı değişkenlerin, online yorumun faydalı oy alma ihtimali ile aldığı faydalı oy sayısı üzerindeki etkisini bir arada inceleyen bir çalışma yapılmıştır. Çalışmada yorum metinleri üzerinde duygu analizi yapılmış olup, kullanılan teknik açısından derin öğrenme tekniklerinin de

kullanılması açısından yapılan araştırmalar sonucunda şu ana kadar bu alanda yapılmış ilk çalışma olarak söyleyebiliriz.

Çalışmada kullanılan ana veri online alışveriş sitesinden alınan online tüketici yorumları içermektedir. E-ticaret sitesinde yer alan tüketici yorumlarında yorumun bir başlık ve bir de gövde metni bulunmaktadır. Hem başlık hem de gövde metninin duygusunu çıkarılır ve performansı tahmin etmek için kullanılır.

Mudambi ve Schuff tarafından yapılan çalışmada yer alan OCR'daki metin bilgilerinin analiz edilmesi ile ilgili verilen talimatları izleniyerek, online yorum metnini analiz edilmiş ve yapılan bu çalışmada yönlendirmesi için sorulan iki araştırma sorusunu araştırmak için online metindeki duygu analizi kullanılmıştır (Mudambi and Schuff, 2010).



Şekil 3.1: Araştırma Modeli

Her biri araştırma sorularından birine karşılık gelen OCR performansı için, “okur sayısı” ve “fayda” şeklinde iki bağımsız değişken kullanılmıştır. Şekil 3.1’de önerilen araştırma modelini göstermektedir.

Araştırma modeli, online yorumun metinsel karakteristikleri, sayısal karakteristikleri ve yorum yapan ile ilgili karakteristikler olarak 3 grup şeklindedir. Metinsel karakteristiklerde yorumun metinsel özellikleri yorumun başlık ve yorum içeriğinin polaritesi ve hissi (semantik analizi) ele alınmış, sayısal karakteristiklerinde yorumun aldığı yıldız puanı, yorum başlık uzunluğu, yorum başlık karmaşıklığı, yorum uzunluğu, yorum karmaşıklığı ve yorum ömrü, ürün türü şeklindedir. Diğer grubumuz ise yorum yapan kişi ilgili karakteristikleri ile ilgilidir. Bunlar, yorum yapan yaşı, yorum yapanın lokasyonu şeklindedir. Modelde, başlık ve yorum hissi, toplam duygu miktarını ifade eder hem pozitif hem de negatif bir metinde bulunur. Polarite, duygunun pozitif, negatif veya nötr olabileceği yönünü ifade eder. Model ile ilgili hipotezler gruplara ayrılmış 3 karakteristik başlığında incelenecektir.

3.5. Online Yorumun Metinsel Karakteristikleri

Çevrimiçi tüketici yorumlarının metinsel özellikleri, yorumun içeriğe, metin karmaşıklığına, metin duyarlılığına ve bilgilerin metinle ilgili diğer yönlerine ilişkindir. Metinsel özellikler, müşterilerin online yorumu okuduktan sonra bilişsel olarak anlamalarını sağlar.

Seçici algılama teorisine göre, insanlar zihinsel yapılarını bilgiyi filtrelemek için kullanırlar. İnsan beyni, zihinsel modellerine uyan bilgileri emme ve zihinsel yapılarına uymayan bilgileri filtreleme eğilimindedirler (Walsh, 1988). Benzer şekilde, insanların ürün hakkındaki ilk tutumlarına dayanarak OCR'ye seçici bir şekilde dikkat etmelerini, tüketici yorumları seçici şekilde okumalarını bekliyoruz. Ürüne karşı olumlu bir tutum sergileyen kişilerin olumlu bilgi alması ve daha şüpheli olanların olumsuz bilgi alması beklenir.

Kişi online yorumu okuduktan sonra yorumun faydalı olup olmadığına ilişkin karar verilir (Ahluwalia, 2000). Verilen bu kararı e-ticaret sitesinde yer alan ürün yorumlarının altında sorulan “Bu yorumu faydalı buluyor musunuz?” “Sorusuna istinaden verdiğini evet ya da hayır oyları ile ölçebiliyoruz.

Birçok tüketici, internetten aldığı ürünlerde iyi bir seçim yaptığına dair güvence almak için OCR' yi okur (Bailey, 2005; Goldsmith and Horowitz, 2006). Güvence, olumsuz bilgilerden ziyade olumlu bilgiler yoluyla elde edilir. Sonuç olarak, çok sayıda tüketicinin olumsuz yorumlardan daha ziyade olumlu eleştiriler aramasını beklenir. Bu nedenle, olumlu başlıklara sahip yorumların daha fazla dikkat ve okuyucu çekmesini bekliyoruz.

Bu varsayımları göz önüne alarak olumlu yorum ifadelerin online yorumların okuyucuları üzerinde olumsuz yorum ifadelerine göre daha büyük bir etkiye sahip olduğu bu nedenle okumak için seçtiği yorumların da daha çok olumlu yorumlar olmasını bekliyoruz. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H1a: Pozitif başlık polaritesine sahip yorumlar tüketiciler tarafından daha fazla faydalı bulunur.

H1b: Başlık polaritesi yorumların okur sayısını etkiler.

Birçok ürün / hizmet çok sayıda online yoruma sahiptir ve hepsini okumak çok zor ve tüketiciler için oldukça zaman alıcıdır. Bu nedenle, insanlar OCR'ye seçici bir şekilde dikkat etmek yorumları içlerinden seçerek okumak zorundadır. İnsanlar bir yorumu okumaya karar vermek için yorum içerisinde direk gözüne çarpacak, kendilerine faydalı gelecek bazı belirtiler aramaya başlarlar.

Başlık, online yorumların küçük ancak ilk olarak göze çarpan önemli bir parçasıdır ve başlığı okuyan kullanıcılara online yorumun genel içeriği hakkında anında bilgi verir. Bu nedenle, bir online yorumun başlığı okuyucusunun ürün ile ilgili hızlı bir fikir sahibi olacağını bu nedenle önemli bir bilgi olmasını bekliyoruz.

Ayrıca, yorum yapan kişi iletmek istediği bir mesajın duygusunu, bu olumlu ya da olumsuz duygu olabilir, metin aracılığıyla etkili bir şekilde okuyucuya iletebilir ve bu da okuyucunun algılarını önemli ölçüde etkiler (Harris, 2007; Riordan and Kreuz, 2010).

Son olarak, online ortamda duygusal dil, nötr dile göre daha fazla dikkat ve geri bildirim almaktadır (Huffaker,2010). Bu nedenle, bir yorum başlığında yer alan toplam duygunun, okuyucularıyla olumlu bir şekilde ilişkili olmasını bekliyoruz. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H2a: Online yorumunun başlık duygusu tüketicinin yoruma verdiği faydalı oy sayısını etkiler.

H2b: Yorum başlık duygusu yorumların okur sayısını etkiler.

Kişi online yorumu okuduktan sonra yorumun faydalı olup olmadığına ilişkin karar verilir (Ahluwalia, 2000). Ayrıca çok sayıda tanımlayıcı ifadeye sahip yorumların daha yararlı olduğu düşünülmektedir (Schindler and Bickart, 2012).

Bir ürün tanımında hem olumlu hem de olumsuz nitelikler dâhil olmak üzere, ürünün farklı yönlerini ürün yorumunda yer alabilmektedir. Bu, iyi bir online müşteri yorumunun hem olumlu hem de olumsuz ifadeler ve dolayısıyla hem olumlu hem de olumsuz duyguları içermesi gerektiği anlamına gelir. Ayrıca, olumlu ya da olumsuz üslup özelliklerinin kullanılması bir değerlendirmenin değerini artırmaz ve hatta yararlılığına ilişkin algıları azaltabilir (Schindler and Bickart, 2012).

Ayrıca, olumlu veya olumsuz aşırı sansasyonel içerik, bazı durumlarda psikolojik olarak okuyucu etkileyebilir ve alıcının olumsuz yanıt vermesine neden olabilir (Brehm and Brehm, 2013). Yorumun polaritesi açısından bakıldığında, bu yorumun nötr polariteye doğru evrilmesine sebep olabilir. Nötr polarite de yorum metinde duygunun bulunmadığı anlamına gelmez. Bu, pozitif ve negatif duyguların dengeli seviyelerde olduğunu ima eder, yorumu okuyan kişi ürünün hem olumlu hem de olumsuz özelliklerini okuyarak alacağı ürünü daha iyi değerlendirir ve daha kolay şekilde satın alma kararını verir. Bu nedenle, nötr polariteye sahip duygusal online yorumların olumlu ya da olumsuz olanlarından daha yararlı algılanmasını bekliyoruz. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H3a: Online yorumun polaritesinin nötr olması, okuyucu tarafından daha fazla faydalı bulunur.

H3b: Online yorumun polaritesi yorumların okur sayısını etkiler.

İnsanlar aşırı sayısal parametrelere sahip yorumları daha yararlı bulabilirler (Mudambi and Schuff, 2010). Yazarın çok memnun olduğu veya çok memnun olmadığı için aşırı değerlendirmelerine sahip yorumların da daha fazla fayda sayladığını bekleyebiliriz. Ürüne duyulan aşırı memnuniyet veya memnuniyetsizlik tüketicilerde güçlü duygulara sonuç olarak güçlü duygusal online yorumlar yazmasına

neden olacaktır. Bir mesajın duygusu metin aracılığıyla etkili bir şekilde iletilebilir ve okuyucunun algılarını önemli ölçüde etkiler (Riordan and Kreuz, 2010; Harris, 2007).

Online yorumlara bakıldığında farklı insanların aynı ürünle ilgili farklı deneyimleri olduğu görülmektedir. İnsanların duygularını metin yoluyla başkalarına iletmeleri nedeniyle, duygusal yorumlar, ürünle ilgili deneyimin daha iyi aktarmaktadır.

Sonuç olarak, yüksek duygu içeren yorumlar tüketiciler tarafından daha yararlı algılanmasını bekleyebiliriz, çünkü deneyimi ürünleri kullanan tüketicilerin yorumlarında edindiği tecrübeleri duygu içeren yorumlarla aktarma olasılıkları daha yüksektir. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H4a: Bir online yorumda yer alan toplam duygu (pozitif veya negatif) miktarı (yorum hissi) fazla olan yorum daha faydalı bulunmaktadır.

H4b: Online yorumların içerdiği duygu okur sayısını etkiler.

3.6. Online Yorumun Sayısal Karakteristikleri

Online müşteri yorumların sayısal özellikleri, yıldız puanı, yorum uzunluğu, yorum karmaşıklığı ve yorum ömrü şeklindeki bilgilerin diğer sayısal ilişkili yönlerini ifade eder.

Yorumun sayısal karakteristikleri müşteriler yorumun içeriğini okumadan önce müşterilere direkt olarak görsel bir izlenim bırakabilirler.

Yorum derecesi, her bir yoruma verilmiş yıldız miktarı kullanılarak ölçülebilir. Ayrıca e-ticaret sayfasında yorumların metin tabanlı bilgileri için, bir yorumun başlık ve içeriğindeki kelime sayıları uygun bir ölçü gibi görünmektedir.

Önceki çalışmalar, düşük puan alan yorumların, yorumun değerlendirmesine faydası üzerinde yüksek puan alanlara göre daha güçlü bir etkiye sahip olduğunu öne sürmektedir (Lu et al., 2010; López and Farzan, 2014). Yapılan çalışmalar sundukları bu öneriyi aşağıdaki üç teoriye dayanmaktadır.

Arařtırmalarda ilk olarak dayandırılan teori olan “Beklenti Teorisi” ne gre, insanlar kaybetmeye karřı kazanmaktan daha duyarlıdır (Kelley, 1973). Olumsuz yorumlar, yorumu okuyan kullanıcılar zerinde bu rn satın aldıktan sonra bu rn aldığına piřman olacaklarına ve zarar edeceklerini anlatır. Bu riskten kaınmak aısından, yorumu okuyan kiřiler bu tr yorumlara daha fazla dikkat eder ve bu tr yorumların daha bilgilendirici olduėunu dřnrlr.

İkinci olarak, arařtırmacılar “İliřkilendirme Teorisi” ne dayanarak, mřteri yorumları okurken rn deėerlendirenin motivasyonunu yorum ifadesinden ıkaracaktır (Bai, 2011). Daha genel řekilde belirtirsek, mřteriler olumsuz yorumları i faktrlere (rn) atfetmekte ve gvenilir; olumlu yorum deėerlendirmeleri ise dıř faktrlere (rn deėerlendirene) atfetmekte ve bunları gerek dıřı olarak deėerlendirme eėilimindedirler (Bickart and Schindler, 2001).

nc olarak arařtırmacılar alıřmalarını “Bilgi Teřhis Teorisi” ne dayanarak, tketicilerin genellikle olumlu eleřtirilerin olumsuz deėerlendirilen yorumlardan daha az rn teřhis ettiėine inanırlar (Walsh,1988). Bu nedenle, olumsuz derecelendirmeye sahip incelemelerin daha yararlı olduėu dřnlmektedir. Bu nedenle, ařaėıdaki hipotezi neriyoruz:

H5a: Yorum yıldız puanı dřk olan yorumlar daha faydalı bulunmaktadır.

H5b: Yorum yıldız puanı dřk olan yorumlar daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.

Online yorum bařlıėındaki toplam duygu miktarı tketiciler iin nemli bir bilgi kaynaėı olmakla birlikte, yorum bařlıėın uzunluėu da okuyucuları ile ilgili nemli bir faktr olabilir. Kısa bařlıklar genellikle ok bilgilendirici deėildir ve fazla bilgi iermez. Kısa bir bařlık "ok beėendim" gibi genellikle yazarın genel fikrini anlatırken " Kullanılan malzeme ok kaliteli deėil " gibi rn ile ilgili bilgi ieren yorum bařlıkları okuyucuya yorumun ieriėi hakkında daha fazla bilgi verecektir ve daha sonrasında tketiciler tarafından okunma olasılıėını arttırmaktadır.

rneėin, “Bu fiyata alınabilecek en iyi televizyon, tavsiye ederim” okuyucuya, rn hakkında bilgi ierdiėini bildirir. Yorumun rnn kalitesini ve fiyatlandırması hakkında bilgi iermesi daha fazla insanı okumaya motive edebilir.

Okuyucu bakış açısından değerlendirirsek, okuyucu genellikle daha kısa ve daha basit cümleleri olan yorumları okumayı tercih eder. Bununla birlikte, cümledeki aşırı kısalık ve basitlik, yorumu anlamada yetersizliğe neden olabilir ve bu nedenle yorumun anlaşılması ve ürünün müşteriler tarafından değerlendirmesini etkileyebilir.

Diğer yandan, insanlar genellikle webdeki yorumlarda belirli anahtar kelimeleri tararlar. Bu nedenle, yorumun daha uzun bir başlığı olması, okuyucunun aradığı belirli anahtar kelimeleri içermeye ihtimalini artırır. Ayrıca, başlığın uzunluğunun artışı yorumu okuyan kişilerin daha kolay ve hızlı şekilde ürünün özelliği ilgili daha ayrıntılı bilgi edineceğinden tüketicinin arama maliyetlerini düşürebilir (Brehm and Brehm,2013).

Aynı zamanda bir cümlelerin ortalama uzunluğu okunabilirliği belirler. Buna göre, okunabilirlik formülleri büyük ölçüde cümle uzunluğuna dayanmaktadır, bu da daha yorumun iyi şekilde daha fazla sayıda okuyucu tarafından okunabilirliğin, ürün bilgisinin daha iyi şekilde okuyucuya aktarılmasına ve dolayısıyla bir yorumun yararlılığını arttırdığını göstermektedir.

Dolayısıyla, bir online yorum başlığı uzunluğunun okuyucu performansı ve yorumda elde ettiği fayda ile olumlu bir şekilde ilişkili olmasını bekliyoruz. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H6a: Online yorum başlığının uzun olması, yorum okuyucuları tarafından daha faydalı bulunmaktadır.

H6b: Online yorum başlığının uzun olan yorumlar daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.

Genel olarak, yorum başlığının anlaşılabilirliği okuyucu açısından önemlidir. İlk göze çarpan ve ilk okuduğu alan yorumun başlığı olmaktadır. İlk okuduğu metnin anlaşılır olmayan ifadeler içermesi okuyucu açısından direkt yorumu okumadan pas geçmesine sebep olmaktadır. Bazı kısaltma harfler, imgeler ya da noktalama işaretleri ile yazılmış başlıklar kimse için bir anlam ifade etmemektedir. Bu nedenle yorum başlığının daha anlaşılır şekilde, imla hatalarına dikkat edilerek açıklayıcı olmasını ve basit cümlelerle yazılması daha etkilidir. Uzun uzun yazılmış, ne anlama geldiği belli olmayan ürün ile ilgili hiçbir bilgi içermeyen yorumlar, cümlede yer alan anlamsız

çeşitli semboller okuyucular tarafından zaman kaybına neden olmakta, yorumun olumsuz şekilde değerlendirilmesine ya da hiç okunmadan geçilmesine sebep olmaktadır. Önceki çalışma, daha basit bir ürün yorum metninin zor olandan daha yararlı olacağına işaret etmektedir (Ahluwalia, 2000). Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H7a: Yorum başlığının karmaşıklığı az olması, yorumun faydalı bulunmasını etkiler.

H7b: Yorum başlığının karmaşıklığı az olan yorumlar daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.

Yorumun kendi içerik uzunluğu da yorum başlığındaki gibi okuyucuları ile ilgili önemli bir faktör olabilir. Daha fazla kelime ve kavram içeren değerlendirmeler daha yüksek bilgi teşhisi olarak algılanabilir ve bu nedenle daha yararlı olarak algılanır (Bickart and Schindler, 2001). Tüketiciler bir ürünü satın almaya karar vermek için yeterince güven duymadıklarında, ürünü değerlendirmek için daha fazla zaman harcayacaklardır. Okudukları online yorumdan ürün ile ilgili yeteri kadar bilgi alamadıklarında insanlar kararlarını veremezler ve kararsız kalırlar (Bailey, 2005). Yoruma ilave edilen ek ifadeler, ürün ilgili teşhisini artırabilir ve böylece müşterinin satın alma kararındaki olan güvenini artırabilir.

Ayrıca, çok sayıda kelime içeren yorumlar genellikle ürün özellikleri hakkında daha fazla ayrıntı içerir (Mudambi and Schuff, 2010; Schindler and Bickart, 2012). Kısa yorumlar daha sık bilgiye sahip olabileceğinden dolayı, ürün özelliklerini kapsamlı değerlendirmesinden yoksun olması daha olasıdır. Aksine, daha uzun yorumlar daha fazla bilgi içerir ve ürünün özellikleri ile ilgili daha derin analizler içerebilmektedir. Bu nedenle daha uzun yorumların kullanıcılardan dikkat çekmesi daha olasıdır. Daha uzun yorumların okunması, ürün hakkında daha fazla bilgi edinilmesi nedeniyle tüketicinin arama maliyetlerini düşürebilir (Johnson and Payne, 1985). Ayrıca, daha uzun yorumların yararlı algılanmaktadır. Ürünün seçimde ürünü almak için artan nedenler, karar verici müşterinin güvenini arttırmaktadır (Tversky and Kahneman, 1974). Bu nedenle, daha uzun yorumların, daha kısa yorumlara kıyasla daha fazla okuyucu ve fayda algısı almasını bekliyoruz. Sonuç olarak, aşağıdaki hipotezleri öneriyoruz:

H8a: Bir online yorum uzunluğunun, yorumun daha faydalı bulunması sağlar.

H8b: Online yorum uzunluğu okur sayısını da etkiler.

Yorum metninin anlaşılabilirliği, genel olarak bir ürünün özellikleri ve işlevleriyle ilgili bir metnin okunmasının ve anlaşılmasının ne kadar zor olduğuyula doğrudan ilişkili olan yorum karmaşıklığı ile ilgilidir. Önceki çalışmalarda, daha basit bir yorum metninin zor olandan daha yararlı olacağına işaret etmektedir (Ahluwalia, 2000).

Bir yandan, tüketicilerin bilişsel yetenekleri, özellikle de yorum metnini değerlendirmede bilişsel yetenekleri o kadar sınırlıdır ki, ürünlerin doğru şekilde değerlendirilmesiyle ve bu yorumların anlaşılmasıyla ürün ile ilgili normal bir profesyonel bilgi seviyesine sahip olurlar (Bickart and Schindler, 2001). Teorik olarak, yorum metninde yer alan bilgiler müşterinin kendi bilgi işleme stratejisiyle eşleştiğinde bilişsel eşleşme gerçekleşir. Öte yandan, metnin karmaşıklığı, yorumun rasyonelitesinin değerlendirilmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H9a: Yorumun karmaşıklığının fazla olması, yorumun faydalı bulunmasını olumsuz yönde etkiler.

H9b: Yorumun karmaşıklığı fazla olması yorumun okur sayısını azaltır.

Eski online yorumlar web sitesinde daha uzun bir süredir bulunduğundan, eski yorumlar daha fazla oy alır ve dolayısıyla tüketiciler tarafından görülme ve okuma olasılığı daha yüksektir. Diğer yandan, kısa süre önce bir web sitesine eklenen yorumların, kullanıcılara kısa süreli maruz kalmaları nedeniyle okunma olasılığı daha düşüktür. Dahası, dünya çapında e-ticaret sitelerinden Amazon.com da dâhil olmak üzere çoğu web sitesi de yorumları kullanıcılara daha az maruz kalma olasılığını azaltan "ilk önce en yenisi" yerine "önce en yararlısı" şeklinde sıralar. Bu nedenle, eski yorumların yenilerinden daha fazla okuyucu almasını bekleyebiliriz. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H10a: Yorumun web sitesinde uzun süre yer alması yorumun daha faydalı bulunmasını sağlar.

H10b: Yorumun web sitesinde uzun süre yer alması yorumun okur sayısını da artırır.

Ürün türü, online tüketici yorumları bağlamında önemli bir faktördür. Çoğunlukla bağımsız değişkenler ile fayda arasındaki ilişkiyi düzenleyen değişken olarak görülmüştür. Örneğin, Hedonik (Hazcı) ürünlerle ilgili yorumların yararlı olarak algılanması daha az olasıdır (Sen and Lerman, 2007).

Willemsen ve diğ., yorum faydalılığın ürün türüne bağlı olduğunu bulmuşlardır: negatif yorumlar, deneyim ürünleri için daha yararlı, pozitif yorumlar ise arama ürünleri için daha yararlı olmuştur (Willemsen et al., 2011). Bununla birlikte, faydacı ürünler için olumsuzluk yanlılığı olduğunu tespit eden tarafından ters bir ilişki öne sürülmüştür (Sen and Lerman, 2007). Bunun nedeni, okuyucuların gözden geçirenin olumsuz görüşünü ürünle ilgili nedenlerle ilişkilendirme olasılığıdır. Ancak hedonik ürünler için, okuyucular olumsuz görüşü, gözden geçirenin dâhili (ürünle ilgili olmayan) ile ilişkilendirir ve bu nedenle yararlı olma olasılığı daha düşüktür. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H11a: Ürün türü yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.

H11b: Ürün türü yorumun okur sayısını etkiler.

3.7. Online Yorumun Yorumcusu ile İlgili Karakteristikleri

Bilgi, kaynak ve araç çeşitliliğinin bir hayli yüksek olduğu sosyal medya ortamlarında sosyal medyayı kullanma amaçları, kullanma biçimleri, eğitim düzeyi, teknoloji okuryazarlığı gibi birtakım durumlar güvenilirlik algısına etki eden faktörler olarak değerlendirilmektedir. Çalışmalar göstermektedir ki farklı beceri seviyelerine ve motivasyonlara sahip kişilerin çevrimiçi bilginin güvenilirliği hakkında yargıda bulunurken farklı kriterlere önem vermektedir (Metzger et al., 2015).

Yapılan araştırmalara göre online alışveriş yapanların en büyük kısmını Milenyum kuşağı yani Y jenerasyonu (1981-2000) ve X jenerasyonu (1965-1980 doğumlu) oluşturmaktadır. Y jenerasyonunun %67'si ve X jenerasyonunun %56'sı online olarak alışveriş yapmayı mağazaya gitmeye tercih etmektedirler. X ve Y jenerasyonu, kendilerinden yaşça daha büyüklere göre online alışverişlerde %50 daha

fazla zaman harcadığı gözlenmiştir. Bu iki jenerasyondaki kişilerin online alışverişe bu kadar çok para harcamasının arkasında yatan sebep ise online alışveriş yaparken yaşça büyüklere göre daha fazla vakit harcamaları olarak gösterebiliriz. Ayrıca gün geçtikçe online alışverişe Z jenerasyonu da dahil olmaya başladılar. Araştırmacılar, Z kuşağının başlangıcı için hangi yıllara bakılması gerektiği konusunda fikir birliğine tam olarak varmış olmamakla birlikte ülkenin teknolojik gelişim düzeyine göre 1991 ila 2001 tarihleri arası olduğundan söz etmektedirler. Sosyologların ise çoğu referans olarak 1995 yılını almaktadırlar. Günümüzde artık Z kuşağı üyeleri de yavaştan çalışma hayatına katılarak ekonomik özgürlükleri kazanmaya başladılar.

Y ve Z kuşağı arasındaki alışveriş alışkanlıkları gözlemlendiğinde Y kuşağı planlı alışveriş yaptığı, Z kuşağı ise daha çok spontane alışveriş yaptığı gözlenmiştir. Z kuşağının daha çok içerik üretirken Y kuşağı sosyal medyada daha çok içerik tükettiği sonucu görülmüştür. Ayrıca kendisinden önceki kuşaklara göre Z kuşağının dikkati daha düşüktür. Y kuşağı bir konuya odaklanabilme süresi 12 saniye iken, Z kuşağında bu süre yalnızca 8 saniye kadar düşmektedir. Diğer yaş gruplarına göre Z kuşağının bir bilgiye inanması daha kolay olmaktadır. Z kuşağı reklam mesajlarını yalnızca iki kez kontrol etmekle birlikte, bunu yapanların oranı Y kuşağına (%40) kıyasla daha az bulunmaktadır.

Brand House reklam ajansının yaptığı bir araştırmada, Z kuşağı sezgileri diğer kuşaktakilere göre daha etkili olduğu ortaya konuldu. Bir reklam metnini okurken ya da bir video seyrederken karşılaşılan bilginin "sahte" veya konuyla alakasız olduğunu gençler hemen fark edebiliyor. Deep Focus'un araştırmasına göre, Y kuşağı kendileriyle duygusal bağ oluşturan reklamlara daha olumlu yanıt verdiği, bu oranın Y kuşağı için %31, Z kuşağı için %20 olduğu sonucu ortaya çıkmıştır. Ayrıca Z kuşağı diğer kuşaklara göre ünlülerin yer aldığı reklamlara daha fazla ilgi göstermekte olduğu, ilgi oranının Z kuşağı için %27, Y kuşağı için %20 düzeyinde olduğu sonucu ortaya konulmuştur. Ayrıca CivicScience, fikir liderlerinin sosyal medyada yaptığı önerilerinin de %29 oranında Z kuşağı üzerinde, %19 oranında Y kuşağına kıyasla daha etkili olduğunu ortaya koydu. FutureCast danışmanlık şirketi tarafından yapılan bir araştırmada, Y kuşağı "dünyaya bir kez geliyorum" düşüncesini benimsedikleri için hayatlarını en iyi şekilde yaşamaya çabalıyor, bunun için hayattan keyif almak ve kendi deneyimlerini yaşamak uğruna risk almaya hazırlar. Y kuşağı

üyelerinin %77'si, çok istedikleri bir ürünü almak yerine risk alıp güçlü bir deneyim yaşamayı tercih ediyor. Z kuşağının %60'ının davranışı ise anlık bir deneyim almak yerine fiziksel bir ürünü tercih ediyor.

Tüm bu bilgiler kuşaklar arasında alışveriş alışkanlıkları ve sosyal medya kullanımları çeşitlilik olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte kültürel yapı ve eğitim düzeyi de alışveriş alışkanlıklarını değiştirmektedir. Tüm bu durumlar göz önüne alındığında özellikle gençlerin yaşlılardan daha çok online alışveriş yorumları yaptığını ve okuduğunu söyleyebiliriz.

Aynı şekilde Türkiye'deki okuryazarlık ve eğitim durumuna bakıldığında batı bölgelerinin doğu bölgelerine göre eğitim düzeyinin daha yüksek olduğunu, eğitim düzeyine bağlı olarak bir üründen beklenti ve memnuniyetinin değişebileceğini ve bunu yorum üzerinde ifade şeklinin de bulunduğu bölge ve kültür yapısı nedeniyle de farklılık gösterebileceğini öngörüyoruz. Bunun yanında şehir hayatının getirdiği zorluklardan dolayı büyük şehirlerde yaşayan kişilerin alışverişlerini daha çok internet üzerinden yaptıkları gözlenmektedir. Bu tespitlerden yola çıkarak yorum yapan kişinin yaş ve bulunduğu bölgenin online yorumların okuyucu sayısı üzerinde etkisi olabileceğini öngörüyoruz. Bu nedenle, aşağıdaki hipotezi öneriyoruz:

H12: Online yorum yapan yorumcunun yaşı yorumun okur sayısını etkiler.

H13: Online yorum yapan yorumcunun lokasyonu yorumun okur sayısını etkiler.

4. METODOLOJİ

4.1 Veri Toplama

Bu çalışmada analiz için kullanılan online yorumlarının veri seti Türkiye'nin en büyük e-ticaret sitelerinin birinden toplanmıştır. Bu e- ticaret sitesini tercih etmemizin nedeni, 2000 li yılların başından beri ülkemizde hizmet veren, birçok yıllar içinde Türkiye'nin en sevilen marka, en iyi e-ticaret şirketi seçilen başarılı platformların başında gelmesi, online yorumlarda arama yapmak için çok çeşitli aratma ve filtre seçeneği sunması ve binlerce ürün seçeni ve onlara ait milyonlarca müşteri yorumuna sahip en popüler online perakende web sitelerinden biri olmasıdır.

Veri seçiminde önceden belirlenen kategorilerde en çok yorum alan ürünler tercih edilmiştir. Seçilen yorumlar 8 farklı ürün kategorisinde ve 87 farklı ürüne ait yorumlar olup, ürün seçiminde özellikle ürün için yapılan yorum sayısı en az 200 adet olmasına dikkat edilmiş. Yorum sayısı 200'den aşağı olan ürünler tercih edilmemiştir. Yorumları alınan ürün kategoriler sırasıyla Bilgisayar/ Tablet, Beyaz Eşya, Elektrikli Ev Aletleri, Foto&Kamera, Klima/Isıtıcılar, Oyun ve Oyun Konsolları, Telefon ve Telefon Aksesuarları, TV/Görüntü /Ses Sistemleri şeklinde elektronik aletler tercih edilmiştir.

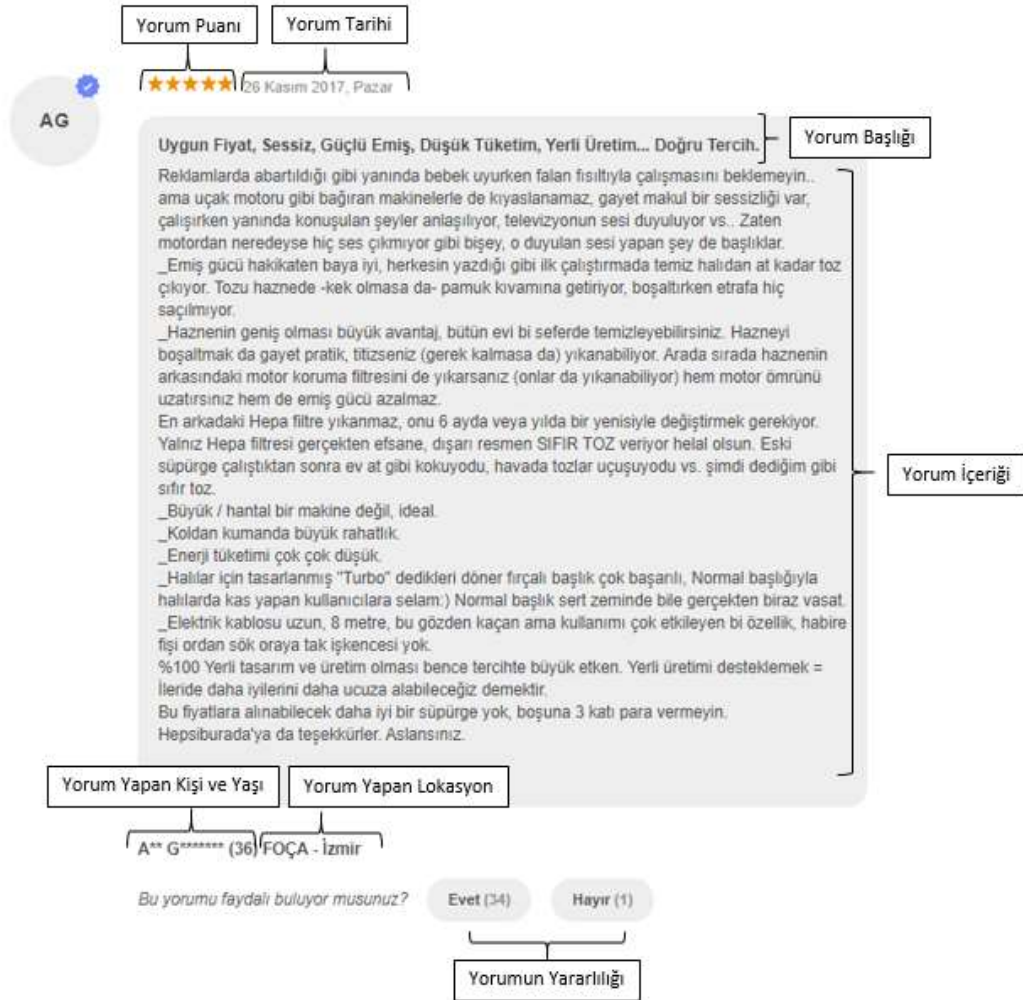
Verilerin web sayfasından çekilmesinde Pycharm geliştirme ortamında üzerinde Beautiful Soup Kütüphanesi kullanılarak Python dilinde kod yazılarak elde edilmiştir. Ardından veri üzerinde temizleme işlemleri ve ön işleme yapılarak kullanıma hazır hale getirilmiştir.

Toplam 59252 tane müşteri yorumu üzerinden analiz çalışmalar yapılmıştır. Elde edilen verilerde müşterinin yoruma verdiği yıldız puanı, yorum tarihi, yorumun başlığı, yorumun içeriği, ürünün ismi, ürünün türü, yorum yapanın ad soyadı, yaşı, bulunduğu şehir ve yaptığı yorumu yararlı bulan ya da bulmayan kişi sayısı şeklindedir.

4.2 Değişkenler

Bu çalışma online alışveriş sitesinden toplanan veri kümesini kullanarak önerilen model değişkenlerini işlevsel hale getirmektedir. Bu bölümde araştırmanın tasarımından bahsedilip, değişkenler tanımlanmıştır. Sonrasında örneklem ve yöntemin nasıl belirlendiği açıklanmıştır.

Bağımlı değişken, yorumu yararlı olarak değerlendiren yorum okur sayısı ile ölçülen yorumun yararlılığıdır. Başka bir deyişle, yorum yararlılığı, " Bu yorumu faydalı buluyor musunuz? " sorusuna verilen genel yardımcı oylarla ölçülür. Ayrıca açıklayıcı değişkenler metin karmaşıklığı, metin duyarlılığı, yorum puanı, yorum uzunluğu, yorum yapanın yaş ve lokasyon bilgisidir. Şekil 4.1.'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1: E-ticaret sitesinden alınmış örnek bir online müşteri yorumu

4.2.1. Online Yorum Başlığının Polaritesi

Yorum başlığının polaritesi hesaplamada SentiStrength yazılımı kullanılarak yapılmıştır (Thelwall et al.,2010).

SentiStrength Yazılımı, akademik araştırmalar için ücretsiz, önceki araştırmalarda test edilmiş ve onaylanmıştır (Vural et al., 2013; Thelwall and Buckley, 2013; Stieglitz and Dang-Xuan, 2013; Gruzd et al., 2011; Garcia and Schweitzer, 2011; Thelwall et al., 2010). SentiStrength, ifadelerin ve kelimelerin analizini güçlendirici, tekrarlanan harflerden dolayı yazımın düzeltilmesini sağlamak ve duyguları çevirmek için olumsuz kelimelerin (örn. değil) kullanılması dâhil olmak üzere metinde bulunan farklı kelime türlerini işleyebilmektedir.

Olumlu ve olumsuz duygular için iki ayrı sonuç vermektedir.

Olumlu duygular pozitif sayı ile 1 (pozitif değil) ile 5(son derece pozitif) arasında değişir. Olumsuz duygular negatif sayı -1 (negatif değil) ile -5 (aşırı negatif) arasında değişir. Bir ifadenin duygusunu değerlendirirken her iki sayı da göz önünde bulundurulması gerektiğinden, iki sayıyı birleştirmek için Stieglitz ve Dang-Xuan tarafından kullanılan yaklaşımı kullanırız (Stieglitz and Dang-Xuan, 2013).

Aşağıdakileri oluşturarak her ifadenin duygu polaritesi aynı zamanda duygunun yönünü de belirleyen ölçü gücü aşağıdaki gibi formülize edildi.:

$$Polarite = pozitif\ duygu + negatif\ duygu$$

Olumlu düşünceler 1 ila 5 arasında ve negatif aralıklar -1 ila -5 arasında olduğundan polarite -4 ila 4 aralığında olacaktır. Pozitif ve negatif sayıları birleştirmek için diğer yaklaşım, pozitif ve negatif ifadelerin polaritesine bakılmaksızın bir cümledeki toplam duygu miktarını hesaplamaktır. Bunu başarmak için, olumlu ve olumsuz duyguların mutlak değeri aşağıdaki formül kullanılarak toplanmalıdır:

$$Duyarlılık = (pozitif\ duygu - negatif\ duygu) - 2$$

Pozitif duyarlılık 1' den 5' e ve negatif duyarlılık aralıkları -1 ila -5 arasındadır. Böylece, toplam duyarlılığın 2 ila 10 arasında bir aralığı vardır.

Bu nedenle, $[2, 10]$ ile $[0, 8]$ arasındaki aralığı normalleştirmek için 2' yi (pozitif-negatif) çıkarılmıştır.

4.2.2. Online Yorum İçeriğinin Duygusu (Semantiği)

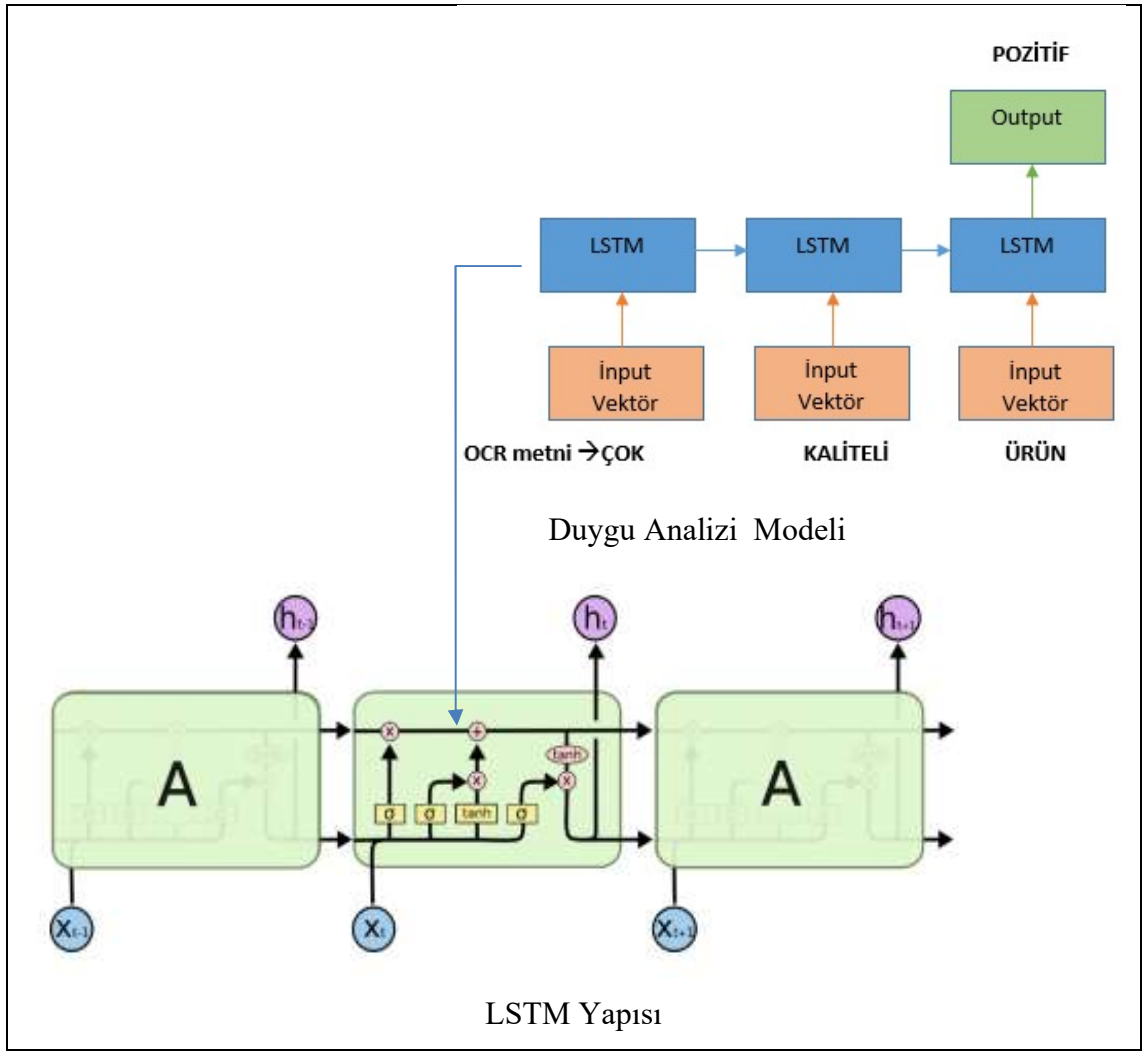
Online yorum metinleri duygusunu hesaplamak için, derin öğrenme teknikleriyle yorum metninin olumlu ya da olumsuz bir cümle olduğu sınıflandırılmış, yorum içeriği üzerinde metnin anlam analizi yapılmıştır.

Metin duygu analizi uygulamasında normal yapay sinir ağı modelinden farklı bir yapı kullanılmıştır. Bu çalışmada girdi olarak tamamen metinsel veriler kullanılmıştır. Fakat metinsel veriler kurulan modelin işleyebileceği formatta olmadığından bu verileri yapay sinir ağıın anlayabileceği şekilde sayısal formata dönüştürülmesi gerekmektedir. Metin formunu sayısal forma çevirmek için Python dilinde derin öğrenme algoritması yazılmıştır. Yazılımda yapılan işlemlerden bahsetmek gerekirse;

Öncelikle metni sayısal formata çevirmek için “Keras” kütüphanesi içerisinde bulunan “Tokenizer” sınıfı kullanılmıştır. Bu şekilde yorum cümleleri içerisindeki kelimeler ayıklanmış bütün kelimeler arasında en sık kullanılan önceden belirlenen sayı kadarında kelimeye erişim sağlanmıştır. Bu şekilde modelin eğitilmesi üzerindeki yükü de azaltmış olmaktadır. Tokenizer sınıfı içindeki “num_words” parametresi ile modele verilen tüm online yorum metinlerin üzerinden geçilerek, metinlerde geçen her bir kelimenin sıklığı (frekansı) hesaplandı. Hesaplama sonrasında bu kelimeler metinde bulunma sıklığına göre (frekans değerlerine) göre sıraya dizildi. Metinde bulunan en sık kullanılan kelime ilk sıraya konulur bu şekilde diğer kelimelerde frekans değerlerine en az bulunan kelimeye kadar sıraya dizilir. Online yorumdaki kelimelerin sıralaması yapıldıktan sonra her bir metin soldan sağa doğru taranarak her bir kelimeye karşılık gelen sıra numarası ile dizi doldurularak tam sayı dizisi haline dönüştürme işlemi yapıldı. Yorum metinde yer alan en sık kullanılan 5 kelime numaralandırıldığı için dizi boyutları birbirinden farklılıklar olduğu görüldü. Bu dizi boyutlarını belirli bir boyutta sınırlandırmak gerekli olduğundan, bütün diziler tek bir boyutta toplamak için (maxlen) parametresi kullanılarak dizi boyutları sınırlandırıldı.

Bu işlemle yapılarak çok kısa olan cümlelere ait diziler sıfırlarla dolduruldu ve aynı zamanda çok uzun cümleler dizilerde kısaltıldı. Parametre belirlenirken yorum metindeki önemsiz kelimelerle uğraşmamak ya da yorumdaki önemli kelimeleri kaçırmamak için yorumlardaki genel olarak cümlelerin uzunlukları dikkate alınarak belirlenmiştir.

Online yorumun metin duygu analizi yapılırken yöntem olarak bir derin öğrenme uygulaması olan LSTM (Long Short Term Memory) yapay sinir ağ mimari kullanıldı. LSTM özelliği, uzun vadeli bağımlılıkları öğrenebilen özel bir RNN (Recurrent Neural Network) dir. LSTM mimarisi temel olarak “Derin Sinir Ağları” eğitilirken geri-yayılım (backpropagation) algoritmasının kullanılmasıyla ortaya çıkan “hataların katlanarak büyümesi” problemine çözüm sağlamasıdır. Bu problemin ortaya çıkmasının temel sebebi aktivasyon fonksiyonun ürettiği değerlerin sürekli (-1, +1) aralığında olması ve bu değerlerin “backpropagation” algoritmasına verilmesiyle birlikte çarpıla çarpıla sıfıra yakınsamasıdır. LSTM mimarisi bu problemin önüne geçebilmek ve karmaşık yapılar için daha iyi öğrenen algoritmalar tasarlamak amacıyla geliştirilmiştir. Bu şekilde cümledeki her kelimeden sonra, önceki kelimelerin bilgisi kullanılarak mevcut kelime hakkında anlamlı bilgi çıkarımı yapılabilir. Bazen aranan kelimeyi net olarak çıkarmayı sağlayacak bilgi, aranan kelimeye çok uzak olabilir, aradaki mesafe çok fazla olabilir. Bu tür durumlarda RNN yetersiz kaldığı görünürken, LSTM güçlü durum hesaplamalarıyla uzun vadeli bağımlılık probleminin üstesinden gelmektedir. LSTM mimarisi uzun süreli bilgilerin hatırlanması gereken problemlerde iyi sonuçlar vermektedir (Hochreiter et al., 1997). Bunun gibi çok çeşitli sorunlar üzerine muazzam derecede çalışmaktadırlar. Uzun süreler boyunca bilgiyi tutmak LSTM sinir ağının önemli bir davranışıdır. LSTM aynı zamanda Nöral Makine Çevirisi (Neural Machine Translation) için Google tarafından başarılı bir şekilde kullanılan bir mimari yapısıdır. Algoritma akışı Şekil 4.2’de gösterilmiştir.



Şekil 4.2: LSTM kullanılarak gerçekleştirilen anlam analizi yapısı

Kaynak: Anonymous 2018c

Şekil 4.2’de alan şemanın üstünde yer alan her dikdörtgen bir vektörü temsil etmektedir ve oklar matris çarpımı gibi fonksiyonları temsil eder. Turuncu dikdörtgenler girdi vektörü yeşil dikdörtgen çıktıyı göstermektedir. Mavi dikdörtgen ise LSTM mimarisinin durumunu tutar.

Şekil 4.2’de LSTM in yapısı detaylı gösterilmiştir. Bu gösterimde bir tane sinir ağı katmanı yerine 4 adet sinir ağı katmanı vardır. Bu 4 adet sinir ağı katmanı vasıtasıyla girdi (input), unutma (forget) ve çıktı (output) kapıları ağı hafızasını oluşturmaktadır. LSTM’ de ilk olarak karar verilmesi gereken, hücrelere hangi bilgilerin atılacağıdır. Şekil 4.2’de gösterilen ilk sigmoid katmanı girdi kapısı katmanı (input gate layer) hücrelere hangi bilgilerin atılacağına karar için kullanılmaktadır ve sonucu 0-1 aralığında bir değer döner. Hesaplamalar sonunda elde edilen sonuç 1 ise

bilginin saklanması gerektiğini, elde edilen sonuç 0 ise bilginin silinmesi gerektiğini ifade etmektedir. Daha sonra hücre durumunda hangi verilerin saklanacağı ve gelen yeni bilgilerin tutulduğu vektörlerin hesaplanmasıdır. Şekil 4.2'deki ikinci sigmoid bir LSTM yapısının açılımdaki forget gate layer (unutma kapısı katmanı) girdi ve çıktı vektörlerini ve tanh katmanı bu iki bilgiyi saklama aşamasını göstermektedir. Sigmoid katmanı, hangi bilgilerin güncelleneceğinin sonucunu hesaplar, tanh katmanı yeni bilgileri oluşturur. Bu iki bilgi sayesinde unutilan ve güncellenen bilgiler yeni hücrenin durumu oluşur. Son sigmoid katmanında neyin çıktı olarak gönderileceğine karar verilen katman olan çıktı kapısı katmanı (output gate layer) filtreleme yapılarak çıktıyı belirler.

Python dilinde bu mimari ile yazılan program çıktısı yorum cümlelerin sonuncunu 0-1 aralığında değerler vererek tüketici yorumlarının pozitiflik ve negatiflik değerlerini bu şekilde hesaplamış oldu. Daha sonrasında bu sonuçları başlık polaritesi ve duygu formüllerine evirmek için 0-1 aralığını 5 eş parçasına bölerek bu değerler derecelendirildi.

Pozitif değerler için;

$(0-0,2]$ arası 1; $[0,3-0,4]$ arası 2; $[0,5-0,6]$ arası 3; $[0,7-0,8]$ arası 4;

$[0,9-1)$ arası 5 verilmiştir.

Aynı şekilde negatif sonuçları için;

$(0-(-0,2))$ arası -1; $[(-0,3)-(-0,4)]$ arası -2; $[(-0,5)-(-0,6)]$ arası -3;

$[(-0,7)-(-0,8)]$ arası -4; $[(-0,9)-(-1))$ arası -5 verilmiştir.

Sonrasında yorum başlığındaki polarite ve duygu formülleri uygulanmıştır.

4.2.3. Online Yorumun Diğer Değişken Parametreleri

Online yorumun performansını etkileyen faktörlerden analizimizde kullanılan parametrelerden olan yorum ömrü, ürünü değerlendiren müşterilerin web sayfasında yorumu yazıldığı tarih ile çalışmada kullanmak için online yorumları web sayfasından çekilen zaman arasındaki gün farkı alınarak ölçüldü. Örneğin, yorum yayınlanma

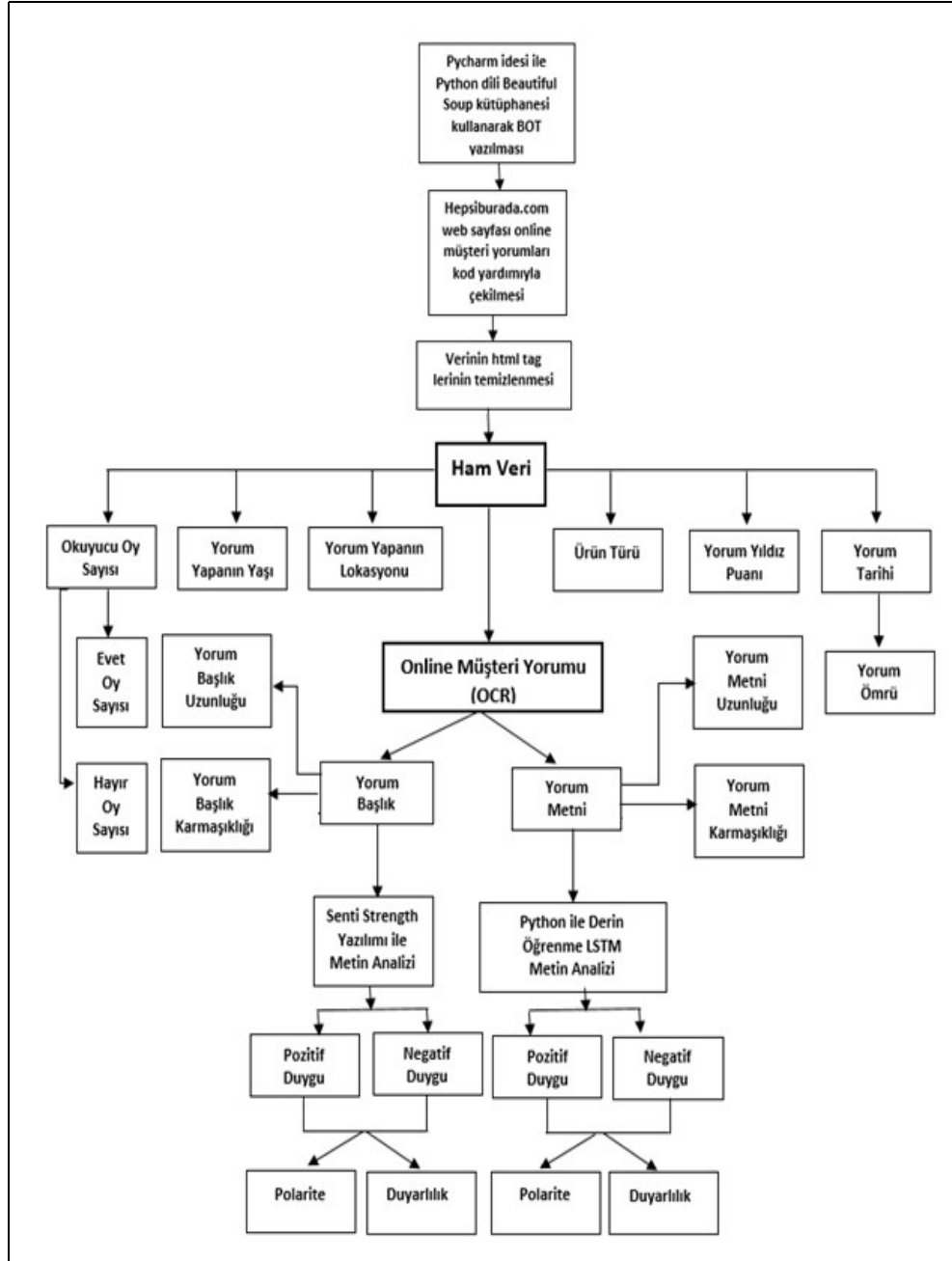
tarihi 8 Eylül 2019 ve yorumun web sayfasından çekme tarihi 27 Eylül 2019'dir, buradan yorumun ömrü 19 gün olarak söyleyebiliriz. Çalışmada kullanılan verilerin yorum ömrü, yorum yapılan tarih ile veri çekildiği tarih arasındaki gün sayısı arasında gün farkıdır.

Yorumun başlık ve yorumun içerik uzunluğu, yorum metindeki toplam kelime sayısı hesaplanarak ölçülmüştür. Yorumun başlık ve yorum içerik karmaşıklığı, yorumun karakter uzunluk ölçüsüdür. Cümlede yer alan toplam karakter sayısıdır.

Bir yorumun faydası, her yorumdaki okuyucuların kullandığı “yardımcı oyların” “toplam oylara” oranı olarak ölçülmüştür (Ghose and Ipeirotis, 2011; Mudambi and Schuff, 2010; Forman et al., 2008). Daha da anlaşılır şekilde söyleyecek olursak yorum için “faydalı buluyor musunuz sorusuna evet oyu veren kişilerin sayısı” ile toplam o yorumu değerlendiren kişilerin verdiği toplam oylara” oranıdır. Online yorumu okuyan kişileri doğrudan ölçemediğimiz için, bir yorumun toplam oy sayısını yorum okuyucusunun ölçüsü olarak kullanıyoruz. İnsanlar genellikle okuduktan sonra yorum için oy kullanırlar. Dolayısıyla, toplam oylar iyi bir okur tahmini olabilir.

Okur sayısı, yoruma verilen toplam oy sayısı olarak belirlenmiştir. Yorum puanı, yoruma verilen yıldız puanı sayısı olarak ölçülmüştür.

Yorum yapanın yaş bilgisini, belirlenen yaş aralıklarına göre genç, yetişkin, orta yaş, yaşlı şeklinde gruplandırılmıştır. Bazı OCR yorumlarda yorumcuların ad bilgileri şifreli, yaş bilgilerinin ise bulunmadığı görülmüştür. Lokasyon bilgisi ise yorum yapan kişinin yaşadığı şehirler coğrafi 7 bölge şeklinde gruplandırılmış ve ayrıca buna ilave olarak Kıbrıs ta ayrı bir grup olarak eklenmiştir. Burada da bazı yorumcuların lokasyon bilgilerinin olmadığı görülmüştür. Bu bilgileri eksik olan yorumlar ise “bilinmiyor” şeklinde analizde ayrı bir şekilde gruplanmıştır. Daha önce de bahsedildiği gibi yorumun ömrü, yorum toplama tarihi ile yorumun çıkış tarihi arasındaki gün sayısına göre ölçülmüştür. Şekil 4.3'te çalışmada kullanılan ana verinin hazırlık aşamaları ve yorum metnin duygu analizi işlemlerinin sistem tasarımını göstermektedir.



Şekil 4.3: Duygu analizi ve metin madencilik sürecinin sistem tasarımı

5. YÖNTEM VE BULGULAR

5.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu çalışmada e-ticaret sitesinden alınan online müşteri yorumların (OCR) metinsel, sayısal karakteristiklerinin ve yorum yapanın yaş ve lokasyon bilgisinin online yorumdaki fayda ve müşteri sayısı performans ölçütlerinin üzerindeki etkilerini incelenmesi amaçlanmaktadır.

5.2. Araştırmanın Yöntemi

Araştırmanın kapsamı Türkiye’deki önemli bir e-ticaret sitesi alınan 8 kategori başlığı altındaki 86 ürün yorumları kullanılmıştır. Araştırmanın örneklemini ise 86 farklı ürüne ait 59252 adet online müşteri yorumundan (OCR) oluşturmaktadır.

5.3. Verilerin Analizi

Online müşteri yorum verisi Pycharm geliştirme ortamında Python dilinde yazılan yazılım ile web sayfasından çekilmiştir. Ardından veri üzerinde gerekli veri ön işleme yapıldıktan yorum metninin duygu analizi yapmak için yorum başlığı duygu analizinde Senti Strength yazılımı yorum metni için kendi yazdığımız derin uygulama metin analizi yazılımı kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan tüm veriler belirtilen formüller ve veri gruplarına ayrılarak uygun hale getirildikten sonra verilerin analizi SPSS 23.0 paket program ile yapılmıştır. Doğru veri analizi yaklaşımını belirlemek için önce verilerin tanımlayıcı istatistiklerini kontrol edildi.

5.4. Araştırma Bulguları

Bu araştırmanın bulguları kapsamında e-ticaret sitesinden alınan veriler ile ilgili tanımlayıcı özellikler, faktör analizi, korelasyon ve güvenilirlik analizi, regresyon analizi ele alınmıştır. Bu çalışmada online tüketici yorumlarına ait parametrelerin, OCR üzerindeki yararlanılan fayda ve okur sayısı üzerine etkileri incelenmiştir.

5.4.1. Online Yorumlara İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

E- ticaret sitesinden alınan verilerin tanımlayıcı istatistikler Tablo 5.1’de verilmiştir. Siteden alınan yorumların;

Ürünlerin kategorileri %5,4’ü (n=3193) beyaz eşya, %10,4’ü (n=6191) elektrikli ev aletleri, %1,9’u (n=1153) foto ve kamera, %6’sı (n=3554) klima-ısıtıcılar, %43,9’u (n=25985) telefon ve telefon aksesuarları, %8,2’si (n=4871) şeklindedir. Ürünlere verilen yıldız puanları %4,2’si (n=2462) 1 yıldız, %2,4’ü (n=1410) 2 Yıldız, %7,6’sı (n=4483) 3 yıldız, %17,8’i (n=10549) 4 yıldız, %68,1’i (n= 40348) 5 yıldız şeklindedir. Web sayfasında kalma süreleri %15,9’u (n=9392) 1-99 gün, %36,4’ü (n=21624) 100-499 gün, %28,3’ü (n=16738) 500-999 gün, %15,7’i (n=9992) 1000-2499 gün, %3,7’si (n=2208) 2500-6000 gün şeklindedir. Başlık uzunlukları %18,5’i (n=10934) 1 kelime uzunluğunda, %66,9 ‘u (n=39612) 2-3 kelime uzunluğunda, %11’i (n=6490) 4-5 kelime uzunluğunda, %3,4’ü (n=2019) 6-10 kelime uzunluğunda, %0,3’ü (n=197) 11-63 kelime uzunluğundadır. Başlıkların polaritesi %0 ‘ı (n=4) -4, %0,2’i (n=104) -3, %0,9’u (n=532) -2, %3,3’ü (n=1955) -1, %62,8’i (n=37188) 0, %11,8’i (n=6963) 1, %17,7’si (n=10460) 2, %3,4’ü (n=2006) 3, %1’i (n=40) 4 şeklindedir. İçerik uzunlukları %15,9’u (n=19096) 1-9 kelime uzunluğunda, %36,4’ü (n=34563) 10-49 kelime uzunluğunda, %28,3’ü (n=4735) 50-99, %15,7 ‘si (n=9992) 100-294 kelime uzunluğundadır. İçerik polaritesi %4,2, ‘ı (n=2504) -4, %1,6’sı (n=970) -3, %0,1’ı (n=80) -2, %1’i (n=609) -1, %1,5’i (n=862) 0, %21’i (n=12472) 1, %14 ‘ü (n=8320) 2, %16,2’si (n=9582) 3, %40,3’ü (n=23853) 4 şeklindedir. Yorum yapan kişilerin yaşı %7,1’i (n=4205) genç, %39,7’si (n=23508) yetişkin, %8,2’si (n=4862) orta yaş, %0,4’ü (n=216) yaşlı, %44,7’si (N=26416) bilinmiyor şeklindedir. Yorumcunun bulunduğu lokasyon %40,5’i (n=23969) Marmara Bölgesi, %12’si (n=7087) Ege Bölgesi, %7,9’u (n=4672) Akdeniz Bölgesi, %6,3’sı (n=3715) Karadeniz Bölgesi, %15,8’i (n=9369) İç Anadolu Bölgesi, %2,8’i (n=1684) Doğu Anadolu Bölgesi, %3,2’i (n=1870) Güney Doğu Anadolu Bölgesi, %0 ‘ı (n=26) Kıbrıs, %11,6 (n=6860) Bilinmiyor şeklindedir.

Tablo 5.1: Online Müşteri Yorumlarına Ait Tanımlayıcı istatistikler

		N	Yüzde %
Ürün Kategori	Beyaz Eşya	3193	5,4
	Bilgisayar/ Tablet	14305	24,1
	Elektrikli Ev Aletleri	6191	10,4
	Foto & Kamera	1153	1,9
	Klima /Isıtıcılar	2286	3,9
	Oyun / Oyun Konsolları	1268	2,1
	Telefon/ Telefon Aksesuarları	25985	43,9
	TV/Görüntü/Ses Sistemleri	4871	8,2
	Toplam	59252	100,0
Ürün Yıldız Puanı	1 Yıldız (Çok Kötü)	2462	4,2
	2 Yıldız (Kötü)	1410	2,4
	3 Yıldız (Ne İyi / Ne Kötü)	4483	7,6
	4 Yıldız (İyi)	10549	17,8
	5 Yıldız (Çok İyi)	40348	68,1
	Toplam	59252	100,0
Yorum Ömrü	1 -99	9392	15,9
	100-499	21624	36,4
	500-999	16738	28,3
	1000-2499	9992	15,7
	2500-6000	2208	3,7
	Toplam	59252	100,0
Yorum İçerik Uzunluğu	1 -9	19096	15,9
	10-49	34563	36,4
	50-99	4735	28,3
	100-294	9992	15,7
	Toplam	59252	100,0
Yorum Başlık Polaritesi	-4,00	4	0,0
	-3,00	104	0,2
	-2,00	532	0,9
	-1,00	1955	3,3
	,00	37188	62,8
	1,00	6963	11,8
	2,00	10460	17,7
	3,00	2006	3,4
	4,00	40	0,1
	Toplam	59252	100,0

Tablo 5.1 'in devamı

		N	Yüzde %
Yorum Başlık Uzunluğu	1	10934	18,5
	2-3	39612	66,9
	4-5	6490	11,0
	6-10	2019	3,4
	11-63	197	0,3
	Toplam	59252	100,0
Yorum İçerik Polaritesi	-4,00	2504	4,2
	-3,00	970	1,6
	-2,00	80	0,1
	-1,00	609	1,0
	,00	862	1,5
	1,00	12472	21,0
	2,00	8320	14,0
	3,00	9582	16,2
	4,00	23853	40,3
	Toplam	59252	100,0
Yorumcunun Yas Grubu	Genç	4205	7,1
	Yetişkin	23508	39,7
	Orta Yaş	4862	8,2
	Yaşlı	216	0,4
	Bilinmiyor	26461	44,7
	Toplam	59252	100,0
Yorumcunun Lokasyonu	Marmara Bölgesi	23969	40,5
	Ege Bölgesi	7087	12,0
	Akdeniz Bölgesi	4672	7,9
	Karadeniz Bölgesi	3715	6,3
	İç Anadolu Bölgesi	9369	15,8
	Doğu Anadolu Bölgesi	1684	2,8
	Güney Doğu Anadolu Bölgesi	1870	3,2
	Kıbrıs	26	0,0
	Bilinmiyor	6860	11,6
	Toplam	59252	100,0

Modeldeki yorum uzunluğu ve toplam oylar dâhil değişkenler, negatif olmayan ve tamsayı verileri temsil eder ve bazı değişkenlerin standart sapmaları ortalamalarından daha büyüktür.

Yapılan normallik testlerinde ürün türü, ürün kategorisi, yorum başlık polaritesi, yorum başlık duyarlılığı, yorum içerik polaritesi, yorum içerik duyarlılığı, yorum yapanın yaşı ve yorum yapanın lokasyon verisi normal dağıldığı, ürün yıldız puanı, yorum başlık uzunluğu, yorum başlık karmaşıklığı, yorum içerik uzunluğu ve yorum içerik karmaşıklığı, yorum ömrünün normal dağılmadığı görülmüştür. Tablo 5.2’de bağımsız değişkenlerin tanımlayıcı istatistiklerini göstermektedir.

Tablo 5.2: Tanımlayıcı istatistikler (Medyan, Ortalama, Standart Sapma)

Değişkenler	Aralık	Medyan	Ortalama	Standart Sapma
Ürün Yıldız Puanı	1-5	5	4,43	1,019
Ürün Türü	1-8	7	4,95	2,442
Yorum Başlık Uzunluğu	1-63	2	2,398	1,504
Yorum Başlık Karmaşıklığı	1-397	10	14,28	10,208
Yorum Başlık Polaritesi	(-4) -4	4	3,689	1,935
Yorum Başlık Hissi	0-8	0	0,65	0,927
Yorum İçerik Uzunluğu	1-294	16	22,44	23,380
Yorum İçerik Karmaşıklığı	3-2003	109	156,95	167,45
Yorum İçerik Polaritesi	0-8	0,8478	0,774	0,236
Yorum İçeriği Hissi	0-8	3	3,16	0,387
Yorumun yayınlanma süresi (Ömrü) (gün)	9-5639	461	639,38	655,536
Yorumcunun Yaşı	1-5	3	3,32	1,619
Yorumcunun Lokasyonu	1-9	2	3,36	2,691
Faydalı Evet Müşteri Oy Sayısı	0-850	1	3,24	9,81
Faydalı Hayır Müşteri Oy Sayısı	0-2107	0	2,31	13,753

5.4.2. Korelasyon Analizine İlişkin Bulgular

Tablo 5.3 ‘te değişkenler arasındaki korelasyon ilişkisi gösterilmektedir. Bu sonuçlara göre, yorum başlık duyarlılığı ile başlık polaritesi arasında, yorum polaritesi ile ürün yıldız puanı arasında yüksek korelasyon ilişkisi olduğu belirlenmiştir. En yüksek korelasyon ilişkisi yorum karmaşıklığı ile, yorum uzunluğu arasında olduğu belirlenmiştir ($r=,989$). Bunun yanında ise yorum polaritesiyle, yorum başlık karmaşıklığı arasında en düşük derecede korelasyon ilişkisi olduğu belirlenmiştir ($r=-,003$).

Tablo 5.3: Pearson Korelasyon Analizi Sonuçları

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1. Ürün Kategorisi	1												
2. Ürün Yıldız Puanı	,01 *	1											
3. Yorum Ömrü	-,14 **	-,015 **	1										
4. Başlık Uzunluğu	-,002	-,058 **	,015 **	1									
5 Başlık Polaritesi	-,017 **	,254 **	,100 **	-,156 **	1								
6 Başlık Duyarlılığı	-,015 *	,052 **	,091 **	-,091 **	,794 **	1							
7 Başlık Karmaşıklık	-,009 *	-,059 **	,040 **	,88 **	-,106 **	-,024	1						
8 Yorum Uzunluğu	-,019 **	-,114 **	,094 **	,19 **	,104 **	,166 **	,273 **	1					
9 Yorum Polaritesi	-,004	,538 **	,056 **	-,014 **	,237 **	,069 **	-,003 **	,110 **	1				
(10) Yorum Duyarlılığı	-,006	-,01 *	,017 **	,027 **	,050 **	,068 **	,043 **	,172 **	,295 **	1			
(11) Yorum Karmaşıklık	-,02 **	-,107 **	,098 **	,187 **	,105 **	,165 **	,274 **	,989 **	,115 **	,167 **	1		
(12)Yorumcu Yaşı	-,011 **	-,008 *	-,077 **	-,051 **	-,028 **	-,033 **	-,069 **	-,072 **	-,02 **	-,011 **	-,075 **	1	
(13)Yorumcu Lokasyonu	-,103 **	-,096 **	,160 **	,034 **	,029 **	,066 **	,054 **	,123 **	-,023 **	,027 **	,122 **	-,017 **	1
Ortalama													
Std. Sapma													

* p<0,05; ** p<0,01

5.4.3. Araştırma Hipotezlerinin Testi

Bu çalışmadaki analizlerde kullanılan bağımlı değişkenler “fayda” ve “okur sayısı” bir sayım değişkenidir. Bağımlı değişken “fayda”nın varyansı 4,175, ortalaması 0,4512; “okur sayısı”nın varyansı 412,33, ortalaması 6,55 ‘dir. Bağımlı değişken “okur sayısı”nın varyansı ortalamasından oldukça büyük olduğu için (varyans= 412,33,> ort= 6,55) veri setinde aşırı yayılım olabileceği düşünülmektedir. Ayrıca, bağımlı değişkenlerin bir diğer dikkat çeken özelliği bu değişkenlerdeki sıfır frekansının büyüklüğüdür. O nedenle, kurulan modelde parametre tahminde daha düşük bir standart hataya yol açacak aşırı dağılım problemleri olabilir.

Veri setinde, bağımlı değişken “fayda” çok büyük frekansta (N=23280 yüzde %39,2) sıfır değerini aldığından dolayı veri setinde yapısal sıfır olabileceği düşünülmüştür. Diğer bir ifadeyle, bir yorumun hiç faydalı oy almaması ile bir veya daha fazla sayıda faydalı oy alması arasında fark vardır (Cameron, A. C. & Trivedi, P.

K. ,2009). “Okur sayısı” bağımlı değişkeni verisine bakıldığında ise bu değişkenin hiç oy almama durumu görülmemiştir. Bu nedenle “fayda” bağımlı değişkeninin tam sayılı regresyon modeli olan eşik regresyon yardımıyla tahmini yapılmıştır. Bu modele göre yorumun faydalı olması iki aşamada iki ayrı dağılıma göre tahmin edilmiştir. Buna göre ilk bölümde bağımlı değişkenin sıfır olması yani yorumun hiç faydalı oy almaması durumu ve ikinci bölümde yorumun faydalı bir veya birden çok oy alması şeklinde yorumun durumuna göre model kurulmuştur.

Modelin ilk bölüm aşamasında yorumun faydalı oy alma ihtimalini,” fayda” bağımlı değişkeni online yorumun faydalı oy alması ya da almaması durumuna göre kategorik hale getirildi. Lojistik regresyon logit metodu ile bir yorumun faydalı oy alma ihtimali elde edilmeye çalışılmış ve bunu etkileyen bağımsız değişkenler tespit edilip fayda bağımlı değişkenini nasıl ne yönde etkiledikleri analiz edilmiştir. Analizin genel anlamlılığı için olabilirlik oran testi kullanılırken, modeldeki değişkenlerin anlamlılığı için Wald ya da skor testleri kullanılır.

İkinci bölüm aşamasında, bir yorumun en az bir ya da birden fazla faydalı oy alma sayısını, “fayda” bağımlı değişkenindeki aşırı yayılım özelliğine göre karar verilerek negatif binom regresyon modeli ile tahmin edilmiştir. Negatif Binom Regresyonun uygulama mantığı Poisson Regresyonu prosedürü ile çok benzerlik gösterir.

Veri setindeki bağımlı değişkenin varyansı ortalamasından büyük olduğu için eşit veri setinde aşırı yayılım olabilir. Bu nedenle, eşit yayılım varsayımının sağlanmaması durumunda kabul edilebilir sonuçlar verebilen, güçlü standart hatalar (robust standart error) hesaplayarak aşırı yayılımdan kaynaklı tutarsızlıkları giderebilen, negatif binom regresyonun veri seti için daha uygun olacağı düşünülmüştür (Mert, 2016).

Negatif Binom Regresyon modeli için değişkenlerin dağılımını analize daha uygun hale getirmek için normal dağılıma uymayan bağımsız değişkenlerin logaritmaları alınmıştır (Cheng et al., 2015). Bu nedenle bu değişkenlerin analizi log-transformasyon kullanılarak aşırı dağılım için uygun hale getirilmiştir (Cameron, and Trivedi, 2013).

Ayrıca, model doğrusal olmayan bir model olduğu için doğrusal regresyon modellerinde uygulanması gereken varsayım testlerinden çoklu doğrusal bağlantı (multicollinearity) test edilmiştir (Cameron and Trivedi, 2009). Çoklu doğrusal bağlantının varlığının testi için bağımsız değişkenler arasındaki varyans şişirme faktörleri (VIF) incelenmiştir. Varyans şişirme faktörleri her bir bağımsız değişkenin diğer bağımsız değişkenler tarafından açıklanma derecesini gösterir. Bowerman 2001 yılında yaptığı çalışmada bu değeri, her bir bağımsız değişken için 10' dan büyük olduğunda, o bağımsız değişkenin diğer bağımsız değişkenler ile yüksek korelasyona sahip olduğu; bu nedenle modele dâhil edilecek bağımsız değişkenlerinin VIF değerleri 10' dan küçük olması gerektiğini anlatmıştır (Bowerman et al., 2001). 2010 yılında yapılan başka bir çalışmada ise VIF değerini 4 ve 4 'ten küçük olması gerektiği belirtilmiştir (Hair et al., 2010). Modeldeki bağımsız değişkenlerine ait VIF değerlerinin 4'ten küçük olduğu görülmüş ve modelde çoklu doğrusal bağlantı sorunu olmadığı sonucu çıkarılmıştır. Tablo 5.4 'de VIF değerleri gösterilmiştir.

Çalışmada kullanılan regresyon analizlerinde, R, gözlenen ve beklenen bağımlı değişkenler arasındaki korelasyonu, R² bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkendeki değişimin ne kadarını açıklayabildiğini, başka bir ifade ile bağımlı değişkenin ne kadarının model tarafından tahmin edilebildiğini göstermektedir. Düzeltilmiş R örneklem sayısı ve değişken sayına göre R kare de düzeltmeyi ifade eder. F değeri ise modelin bütün olarak anlamlılığını göstermektedir. B değeri ise bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini göstermektedir.

Modeldeki bağımsız değişkenlerinin bağımlı değişkendeki varyansının Düz. R² = 0,109 (yüzde 10,9) i açıkladığı görülmüştür.

Tablo 5.4: Bağımsız değişkenler arasındaki varyans şişirme faktörleri (VIF)

Bağımlı Değişken: Fayda	β	Std. Hata	Standart β	t	p	Tolerans	VIF
Sabit	0,401	0,023		17,315	0,000		
Ürün Türü	-0,007	0,001	-0,035	-8,798	0,000	0,936	1,069
Ürün Adı	0,003	0,000	0,139	35,122	0,000	0,966	1,035
Ürün Yıldız Puanı	-0,053	0,002	-0,110	-22,276	0,000	0,618	1,618
Yorum Ömrü	0,014	0,000	0,020	4,666	0,000	0,829	1,207
Yorum Başlık Uzunluğu	0,004	0,002	0,014	1,975	0,048	0,317	2,158
Yorum Başlık Polaritesi	-0,013	0,003	-0,025	-3,641	0,000	0,310	2,230
Yorum Başlık Duyarlılığı	0,022	0,004	0,041	6,103	0,000	0,332	2,009
Yorum Başlık Karmaşıklığı	-0,010	0,015	-0,005	-0,695	0,487	0,301	2,322
Yorum İçerik Uzunluğu	0,218	0,008	0,195	28,874	0,000	0,330	2,033
Yorum İçerik Polaritesi	-0,009	0,001	-0,035	-6,930	0,000	0,585	1,708
Yorum İçerik Duyarlılığı	0,012	0,004	0,013	3,021	0,003	0,857	1,167
Yorum İçerik Karmaşıklığı	0,073	0,000	0,025	3,885	0,000	0,355	2,820
Yorumcunun Yaş Grubu	0,005	0,001	0,014	3,634	0,000	0,976	1,025
Yorumcunun Lokasyonu	0,012	0,001	0,064	15,596	0,000	0,881	1,135
R ² =0,109; Düz. R ² =0,109 F=518,464; p=0,000							

Fayda, faydalı bulunan oylarının toplam yorum oylarına oranı olarak ölçülür. Bu nedenle, aşağıdaki regresyon modelini kullanıyoruz.

$$\begin{aligned}
Fayda = & \beta_0 + \beta_1 \text{Ürün Türü} + \beta_2 \text{Ürün Adı} + \beta_3 \text{Ürün Yıldız Puanı} \\
& + \beta_4 \text{Yorum Ömrü} + \beta_5 \text{Yorum Başlık Uzunluğu} \\
& + \beta_6 \text{Yorum Başlık Polaritesi} + \beta_7 \text{Yorum Başlık Duyarlılığı} \\
& + \beta_8 \log(\text{Yorum Başlık Karmaşıklığı}) \\
& + \beta_9 \log(\text{Yorum İçerik Uzunluğu}) \\
& + \beta_{10} \text{Yorum İçerik Polaritesi} + \beta_{11} \text{Yorum İçerik Duyarlılığı} \\
& + \beta_{12} \text{Yorum İçerik Karmaşıklığı} \\
& + \beta_{13} \text{Yorumcunun Yaş Grubu} + \beta_{14} \text{Yorumcunun Lokasyonu}
\end{aligned}$$

5.4.3.1. Yorumun Faydalı Oy Alma İhtimali

Yapılan lojit regresyonu sonucunda bir yorumun faydalı oy alma ihtimali incelenmiştir. (Tablo 5.5) ile gösterilmiştir.

Analiz sonuçlarına bakıldığında Model Katsayıların Omnibus testine göre açıklayıcı değişken olmadığı modelle açıklayıcı değişken olduğu model arasındaki farkı 6611,526 bulunmuş ve bu değer Ki kare dağılımı göstermektedir.

$P = 0.000 < 0.05$ dolayısıyla açıklayıcı değişkenlerin oluşturduğu model anlamlıdır.

Hosmer and Lemeshow testi uyum iyiliği testidir.

Ki kare değeri 37,600 ($P = 0.000 < 0.05$) olduğundan verinin modele uyumunun iyi olduğu söyleyebiliriz. Sınıflandırma tablosunda %76,6 genel doğruluk oranında doğru sınıflandırma yaptığını görülmüştür.

Tablo 5.5: Logit Regresyonuna Göre Bir Yorumun Faydalı Oy Alma İhtimali

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Ürün Türü	-0,037	0,004	98,157	1	0,000	0,963	0,956	0,971
Yorum Yıldız Puanı	-0,301	0,012	635,680	1	0,000	0,740	0,723	0,757
Yorumun Ömrü	0,283	0,018	245,242	1	0,000	1,327	1,280	1,374
Yorum Başlık Uzunluğu	-0,006	0,017	0,133	1	0,715	,994	00,961	1,027
Yorum Başlık Polaritesi	-0,109	0,020	30,115	1	0,000	00,897	0,863	0,932
Yorum Başlık Karmaşıklığı	0,003	0,003	1,641	1	0,200	1,003	0,998	1,008
Yorum İçerik Uzunluğu	0,012	0,004	9,085	1	00,003	1,012	1,004	1,020
Yorum İçerik Polaritesi	-0,033	0,006	27,252	1	0,000	,968	0,956	0,980
Yorum İçerik Karmaşıklığı	0,001	00,001	6,680	1	0,010	1,001	1,000	1,003

Tablo 5.5'teki analiz sonuçlarına göre bir yorumun faydalı oy alma ihtimali üzerinde, ürün türünün, yorumun aldığı yıldız puanının, yorumun internette kalma süresinin, yorumun başlık polaritesi, yorumun uzunluğu, yorumun polaritesi, yorumun karmaşıklığı bilgisinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi vardır. Bir değişkenin faydalı oy alma ihtimali başlık uzunluğu kısa, yorum içeriğinin uzun, aldığı yıldız puanı düşük, olumsuz ve web sayfasında uzun süredir yer alan yorumlar için fazladır.

Exp (B) değeri odds değerini göstermektedir. Odds oranı açıklayıcı değişkende bir birimlik artışın bağımlı değişkeni ne kadar değiştirdiğini gösterir. Yorum içerik uzunluğunun 1 birimlik artışı yorumun faydalı bulunma olasılığı aynı oranda artırmaktadır.

Ürün türü ve yorum yapan kişilerin yaş bilgileri değerlendirildiğinde Tablo 5.6 de gösterilmiştir. Analiz sonuçlarına göre bir yorumun faydalı oy alma ihtimali üzerinde ürünün Beyaz Eşya, Elektrikli Ev Aletleri, Klima/Isıtıcı olması, Yorumun aldığı puanın [1-3] aralığında puan olması yorumun faydalı bulunma ihtimalini artırmaktadır. Yoruma verilen yıldız puanı yükseldikçe yorumun faydalı bulunma ihtimali düşmektedir. Yorumcunun yaşı “genç” olması anlamlı ancak yorumun faydalı bulunmasına olumsuz yönde etki göstermektedir. Yorum yapan kişinin diğer yaş grupları ve lokasyon bilgisi istatistiksel olarak anlamlı bir etki göstermemektedir.

Tablo 5.6: Logit Regresyonuna Göre Bir Yorumun Faydalı Oy Alma İhtimali (Ürün türü ve yorum yapan kişinin yaş grubu)

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I.for EXP(B)	
							Lower	Upper
Ürün Türü			1425,833	6	0,000			
Beyaz Eşya	0,304	0,054	32,146	1	0,000	1,355	1,220	1,504
Bilgisayar / Tablet	-0,683	0,037	344,072	1	0,000	0,505	0,470	0,543
Elektrikli Ev Aletleri	0,050	0,045	1,272	1	0,259	1,052	0,964	1,147
Foto / Kamera	-1,205	0,072	282,020	1	0,000	0,300	0,260	0,345
Klima /Isıtıcı	0,242	0,052	21,393	1	0,000	1,273	1,149	1,411
Telefon Aksesuarları	-0,574	0,034	277,572	1	0,000	0,563	0,526	0,603
Yorum Yıldız Puanı			668,808	4	0,000			
1 yıldız	2,093	0,089	550,080	1	0,000	8,111	6,809	9,661
2 yıldız	0,857	0,077	123,008	1	0,000	2,356	2,025	2,741
3 yıldız	0,363	0,037	97,662	1	0,000	1,438	1,338	1,546
4 yıldız	-0,053	0,024	4,889	1	0,027	0,949	0,905	0,994
5 yıldız	-0,063	0,034	3,388	1	0,066	0,939	0,878	1,004
Yorumcunun Yaş Grubu			37,506	4	0,000			
Genç	0,022	0,036	0,370	1	0,543	1,022	0,952	1,098
Yetişkin	-0,110	0,020	30,742	1	0,000	0,895	0,861	0,931
Orta Yaş	-0,063	0,034	3,388	1	0,066	0,939	0,878	1,004
Yaşlı	0,174	0,152	1,319	1	0,251	1,190	0,884	1,602

5.4.3.2. Bir Yorumun Bir veya Birden Fazla Faydalı Oy Almasını Etkileyen Faktörler

Bu bölümde, bir yorumun bir veya birden fazla faydalı oy alma sayısını,” fayda” bağımlı değişkenine göre tahmin edilmesidir.

Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken “fayda” üzerindeki etkisini yorumlamadan önce negatif binom regresyonun model için uygun olup olmadığı eşit yayılım parametresine göre test edilmiştir. Eşit yayılım hipotezini aşırı yayılım alternatif hipotezine karşı test eden (Likelihood ratio test of $\alpha=0$) olabilirlik oran

testi sonucunda, yokluk hipotezinin reddedilmiştir. ($\alpha=26,125$; test istatistiği 4,96 $p=0,000<0,01$). Bu sonuca göre bu veri setinde, aşırı yayılım olduğu görülmüştür.[108]. Bu nedenle çalışmada bu veri seti için eşik negatif binom regresyonu uygun bir yöntemdir. Ayrıca Ki-kare değeri 37,600 ve $p=0,000<0,01$ olduğundan modelin istatistiksel olarak anlamlı bir modeldir.

Araştırma hipotezlerini test etmek için çoklu regresyon analizi ve negatif binom regresyon testleri yapılmıştır. Regresyon analizi, değişkenler arasındaki ilişkinin yönünü göstermesinin yanında, modeldeki değişkenleri bir bütün halinde değerlendirmesi ile korelasyon analizinden daha üstün bir yöntem olarak bilinmektedir.

Bir yorumun aldığı faydalı oy sayısı üzerinde etkili bağımsız değişkenleri negatif binom regresyonu modeli ile tahmin edilmiştir. Analiz sonuçlarına göre bir yorumun faydalı oy sayısı üzerinde, ürün türünün, yorumun ne kadar süredir internet sitesinde olduğunun, yorum başlık polaritesi, yorum başlığının olumlu ya da olumsuzluğunun, yorumun başlığının ve yorum içeriğinin karmaşıklığının, yorumun içeriğinin ne kadar uzun olduğu, yorumun içeriğinin polaritesi ve duyarlılığının yorumcunun yaşı ve yorumcunun lokasyonunun istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi vardır. Ancak yorum başlığının ne kadar uzun olup olmadığı istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi bulunamamıştır.

Bir değişkenin faydalı oy sayısı; yıldız puanı düşük, uzun süredir internet sayfasında yer alan, olumsuz, uzun ve karmaşık yorumlar için fazladır.

Tablo 5.7: Negatif Binom Regresyonuna Göre Bir Yorumun Faydalı Oy Sayısının Tahmini

Bağımlı Değişken: Fayda	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test			Exp(B)	95% Wald Confidence Interval for Exp(B)	
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.		Lower	Upper
(Intercept)	-0,386	0,059	-0,503	-0,269	41,804	1	,000	0,680	0,605	0,764
Ürün Türü	0,059	0,002	0,055	0,063	766,355	1	,000	1,061	1,056	1,065
Yorum Yıldız Puanı	-0,271	0,005	-0,282	-0,260	2346,100	1	,000	0,763	0,755	0,771
Ürün Adı	0,011	0,000	0,010	0,011	1898,044	1	,000	1,011	1,010	1,011
Yorum Ömrü	0,059	0,004	0,000	0,000	381,681	1	,000	1,000	1,000	1,000
Yorum Başlık Uzunluğu	-0,011	0,005	-0,001	0,022	3,353	1	,006	1,011	0,999	1,022
Yorum Başlık Polaritesi	-0,067	0,008	-0,083	-0,050	64,890	1	,000	0,936	0,920	0,951
Yorum Başlık Duygusu	0,100	0,008	0,083	0,116	138,460	1	,000	1,105	1,087	1,123
Yorum Başlık Karmaşıklığı	-0,168	0,038	0,093	0,243	19,244	1	,000	1,183	1,098	1,276
Yorum İçerik Uzunluğu	0,724	0,020	0,684	0,765	1220,333	1	,000	2,064	1,981	2,149
Yorum İçerik Polaritesi	-0,027	0,003	-0,033	-0,021	75,207	1	,000	0,973	0,967	0,979
Yorum İçerik Duygusu	0,059	0,011	0,038	0,080	30,345	1	,000	1,061	1,039	1,083
Yorum İçerik Karmaşıklığı	0,061	0,459	0,001	0,001	274,003	1	,000	1,001	1,001	1,001
Yorumcunun Yas Grubu	0,011	0,003	0,004	0,017	10,171	1	,001	1,011	1,004	1,017
Yorumcunun Lokasyonu	0,087	0,002	0,083	0,090	2289,165	1	,000	1,091	1,087	1,094

Tablo 5.7'ye göre yorum fayda ilişkisi ile ilgili hipotezlerimizi incelersek:

H1a: Başlık polaritesi, okuyucuların ürüne duyduğu güveni anlatmada etkilidir. Pozitif başlık polaritesine sahip yorumlar nötr ve olumsuz yorumlardan daha fazla faydalı bulunur.

Başlık Polaritesinin pozitifliğinin ile fayda üzerindeki etkisini ölçmek için başlık pozitif olan başlıklar için 1 değeri ve diğerleri için sıfır olan kukla değişken oluşturuldu. Fayda, toplam yorum oyların faydalı bulunan oylarının oranı olarak ölçülür.

Başlık Polaritesi ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitiftir. ($B = 0,020$, $p = 0.009 < 0,01$). Başlık polaritesi pozitif olan başlıklar daha fazla faydalı bulunmaktadır. Bu nedenle H1a için destek bulunur.

H2a: Online yorumunun başlık duygusu ne kadar büyük olursa, müşterinin yoruma verdiğini faydalı oy sayısını arttırmaktadır.

Tablo 5.7 de görüldüğü gibi, Yorum Başlık Duygusu ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitiftir. ($B = 0.100$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorum Başlık Duygusu arttıkça yorum daha fazla faydalı bulunmaktadır. Bu nedenle H2a için destek bulunur.

H3a: Online yorumun polaritesinin nötr olması, okuyucu tarafından yorumdan hissettiği faydayı yorumun olumlu olumsuz olmasından göre daha fazla artırır.

Yorum Hissi ile Fayda arasındaki ilişkide olan yorum polaritesinin etkisini ölçmek için nötr polariteye sahip yorumlar için 1 değerine (yani polarite = 0) ve diğerleri için sıfır değerine sahip bir kukla değişken tanımlandı. Ve bu değişkenin yorum hissi üzerindeki etkisine bakıldı.

Tablo 5.7'de görüldüğü gibi, Yorum polaritesi ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini

gösteren B katsayısı pozitiftir. ($B = 0,601$, $p = 0.000 < 0,01$). Yorum polaritesi nötr olan başlıklar daha fazla faydalı bulunmaktadır. Bu nedenle H3a için destekliyoruz.

Tablo 5.8: Yorum polaritesi nötr olan bir yorumun fayda arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımsız Değişken: Fayda	B	Std. Error	Wald Chi-Square	df	p	Exp(B)
Yorum Duygusu x Yorum Polarite Nötr	0.601	0,0085	35,695	1	0,000	1,105

H4a: Bir online yorumda yer alan toplam duygu miktarı (yorum hissi) ne kadar büyük olursa, yorumun o kadar fazla faydalı olduğu algılanır.

Tablo 5.7’de görüldüğü gibi, Yorum içerik duygusu ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitiftir. ($B = 0.059$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorum İçerik Duygusu arttıkça yorum daha fazla faydalı bulunmaktadır. Bu nedenle H4a için destek bulunur.

H5a: Yorum yıldız puanı düşük olan yorumlar yıldız puanı daha fazla olanlara göre daha faydalı bulunmaktadır.

Yorum Yıldız Puanı ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ancak bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı negatiftir. ($B = -,271$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorum yıldız puanı arttıkça yorum daha az faydalı bulunmaktadır. Bu nedenle H5a için destek bulunur. Yıldız puanlarına göre etkisini incelediğimizde yıldız puanı arttıkça B değeri azalmaktadır dolayısıyla fayda etkisi azaldığını görüyoruz. Bu nedenle H5a için destek bulunur.

1 yıldız için ($B = 1,472$, $p = 0,000 < 0,001$).

2 yıldız için ($B = ,864$, $p = 0,000 < 0,001$).

3 yıldız için ($B = ,298$, $p = 0,000 < 0,001$).

4 yıldız için ($B = -,044$, $p = 0,000 < 0,001$)

Tablo 5.9: Yorum yıldız puanı ile yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımsız Değişken: Fayda	B	Std. Error	Wald Chi-Square	df	p	Exp(B)
1 Yıldız = Çok Kötü	1,472	0,0285	2669,645	1	0,000	4,360
2 Yıldız = Kötü	0,864	0,0329	690,760	1	0,000	2,373
3 Yıldız = Ne iyi / Ne kötü	0,298	0,0190	244,528	1	0,000	1,347
4 Yıldız = İyi	-0,044	0,0137	10,439	1	0,001	0,957
5 Yıldız = Çok İyi	-0,056	0,0145	12,143	1	0,001	0,964

H6a: Online yorum başlığının uzun olması, yorum okuyucuları tarafından daha faydalı bulunmaktadır. Yorumun uzunluğu, performansının önemli şekilde etkiler.

Tablo 5.7 de görüldüğü gibi, Yorum Başlık uzunluğu ile fayda arasındaki ilişki anlamlı ancak bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı negatiftir. ($B = -.011$, $p = 0.06 < 0,05$). Başlık uzunluğu arttıkça B değeri azalmaktadır dolayısıyla fayda etkisi azaldığını bu nedenle H6a reddedilir.

H7a: Yorum başlığının karmaşıklığının fazla olması, yorumun faydalı bulunmasını olumsuz yönde etkiler.

Tablo 5.7 de görüldüğü gibi, Yorum başlık karmaşıklığı ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ancak bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı negatiftir. ($B = -.168$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorum başlık karmaşıklığı arttıkça yorum daha az faydalı bulunmaktadır. Bu nedenle H7a için destek bulunur.

H8a: Bir online yorum uzunluğunun artması, yorumun daha faydalı bulunması sağlar.

Tablo 5.7 de görüldüğü gibi, Online yorumun uzunluğu ile fayda arasında ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitifdir. ($B = ,724$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorumun içeriğinin uzunluğu arttıkça yorum okuyucular tarafından daha faydalı bulunmaktadır.

Bu nedenle H8a için destek bulunur.

H9a: Yorumun karmaşıklığının fazla olması, yorumun faydalı bulunmasını olumsuz yönde etkiler.

Tablo 5.7’de görüldüğü gibi, Online yorumun içerik karmaşıklığı ile fayda arasında ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitifdir. ($B = ,061$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorumun içeriğinin karmaşıklığı arttıkça yorum okuyucular tarafından daha fazla faydalı bulunmaktadır.

Bu nedenle H9a reddedilir.

H10a: Yorumun web sitesinde uzun süre yer alması yorumun daha faydalı bulunmasını sağlar.

Tablo 5.7 de görüldüğü gibi, Online yorumun web sayfasında kaldığı süre ile fayda arasında ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitifdir. ($B = ,059$, $p = 0.000 < 0,001$). Yorum ne kadar çok süreli yayında kalırsa yorum o kadar okuyucular tarafından faydalı bulunmaktadır.

Bu nedenle H10a için destek bulunur.

H11a: Ürün türü yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.

Tablo 5.7 de görüldüğü gibi, Yorum yapılan ürünün türü ile fayda arasındaki ilişki anlamlıdır ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin şiddetini gösteren B katsayısı pozitifdir. ($B = ,059$, $p = 0.000 < 0,001$). Ürün türüne göre de fayda değişkeni üzerindeki etki katsayısı B değişmektedir. B kat sayısı oranında ürünler türü ile fayda arasında orantı bulunmaktadır. Bilgisayar / tablet, oyun / oyun konsolları, telefon / telefon aksesuarları ve TV sistemlerine yapılan yorumlar daha faydalı bulunmaktadır. Beyaz Eşya, Elektrikli ev aletleri, foto& kamera, klima / Isıtıcılar gibi ürünlere yapılan yorumlar faydalı bulunmamaktadır. Buradan yorumun hangi ürün için yapıldığı ile yorumun faydalı olarak algılanması arasında ilişki vardır ve ürün türü bazında değişkenlik göstermektedir.

Bu nedenle H11a için destek bulunur.

Tablo 5.10: Yorum yapılan ürün türü ile yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımlı Değişken: Fayda	B	Std. Error	Wald Chi- Square	df	p	Exp(B)
Beyaz Eşya	-0,257	0,0291	77,888	1	0,000	77,888
Bilgisayar / Tablet	1,759	0,0449	1533,254	1	0,000	1533,254
Elektrikli Ev Aletleri	-0,939	0,0306	942,901	1	0,000	942,901
Foto & Kamera	-2,595	0,0588	1944,524	1	0,000	1944,524
Klima / Isıtıcılar	-1,544	0,0424	1329,723	1	0,000	1329,723
Oyun /Oyun Konsolları	0,786	0,102	1430,240	1	0,001	901,120
Telefon / Telefon Aksesuarları	1,026	0,0241	1813,849	1	0,000	1813,849
TV Sistemleri	0,926	0,0206	812,135	1	0,000	913,526

H12a: Online yorum yapan yorumcunun yaş grubu yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.

Modelde sonucunda bağımsız değişkenler olan yorumcunun yaşı genç, yetişkin ve orta yaş grubu için istatistiksel olarak ($p < 0,001$) anlamlı, yaşlı yaş grubu için istatistiksel olarak anlamlı değildir ($p > 0,05$).

Genç yorumcular ($B = -,062$; $p < ,001$) fayda arasında anlamlı, negatif ilişki olduğundan genç yorumcular yaptığı yorumlar faydalı bulunma ihtimalini azalmaktadır.

Yetişkin yaşa sahip yorumcular ise ($B = ,528$; $p < ,001$) fayda arasında anlamlı ve pozitif ilişki olduğundan yetişkin yaşta olan yorumcular yaptığı yorumların faydalı bulunma ihtimalini artırmaktadır. Orta yaşında olan yorumcular ($B = -,082$; $p < ,001$) ile fayda arasında anlamlı ve negatif ilişki olduğundan orta yaştaki yorumcuların yorumların faydalı bulunma ihtimalini azalmaktadır. Son olarak yaşlı yorumcuların ($B = -,017$; $p > ,05$) ile fayda arasında anlamlı ilişki bulunmamaktadır. Yaş grupları yorumun faydalı olarak algılanmasını etkilememektedir.

Bu nedenle H12a için destek bulunur.

Tablo 5.11: yorum yapan yorumcunun yaş grubu yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımlı Değişken: Fayda	B	Std. Error	Wald Chi-Square	df	p	Exp(B)
Sabit	-0,270	0,0208	168,858	1	0,000	-,270
Genç	-0,062	0,0091	46,745	1	0,000	1533,254
Yetişkin	0,528	0,0047	12578,647	1	0,000	942,901
Orta Yaş	-0,082	0,0083	95,600	1	0,000	1944,524
Yaşlı	-0,017	0,0350	0,24 0	1	0,624	913,526

H13a: Online yorum yapan yorumcunun lokasyonu yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.

Modelde sonucunda bağımsız değişkenler olan yorumcunun lokasyonu, Marmara, Ege, Akdeniz, Karadeniz, İç Anadolu, Doğu Anadolu, Güney Doğu Anadolu Bölgeleri için istatistiksel olarak ($p < 0,001$) anlamlı ve pozitif, Kıbrıs için istatistiksel olarak anlamlı değildir ($p > 0,05$).

Tüm coğrafi bölgelerdeki yorumcuların yorumları yorumun fayda bulunmasını olumlu etkilemektedir. Ancak etki olarak bölgeler birbirleri arasında değerlendirilirse yorum faydasını en çok olumlu etkileyen coğrafi bölge Marmara Bölgesi ($B = ,781$; $p < ,001$), hemen ardından İç Anadolu Bölgesi ($B = ,733$; $p < ,001$) gelmektedir. Coğrafi bölgelerin içlerinde yorumun faydalı olmasını en az olumlu etkileyen coğrafi bölgesi ise sırasıyla Karadeniz Bölgesi ($B = ,567$; $p < ,001$) ile Doğu Anadolu Bölgesi ($B = ,581$; $p < ,001$) ile olduğu sonucu çıkmıştır.

Yorumcuların lokasyonu yorumun faydalı olarak algılanmasını etkilemektedir.

Bu nedenle H13a için destek bulunur.

Tablo 5.12: Yorum yapan yorumcu lokasyonunun yorumun faydası arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımlı Değişken: Fayda	B	Std. Error	Wald Chi-Square	df	p	Exp(B)
Sabit	2,634	0,0483	2979,062	1	0,000	1277,677
Marmara Bölgesi	0,781	0,0157	2464,715	1	0,000	1118,124
Ege Bölgesi	0,729	0,0192	1367,750	1	0,000	942,901
Akdeniz Bölgesi	0,721	0,0214	1114,568	1	0,000	1044,529
Karadeniz Bölgesi	0,567	0,0228	893,643	1	0,000	829,723
İç Anadolu Bölgesi	0,733	0,0181	1589,500	1	0,000	901,120
Doğu Anadolu Bölgesi	0,581	0,0302	533,535	1	0,000	813,849
Güney Doğu Anadolu Bölgesi	0,713	0,0291	601,350	1	0,000	713,526
Kıbrıs	0,502	0,02135	5,535	1	0,069	701,320

5.4.3.3. Yorumun Okur Sayısını Etkileyen Faktörler

Bu bölümde online müşteri yorumlarındaki okur sayısını etkileyen yorum ve yorumcuya ait hangi faktörlerin ne olduğu ve bunların okur sayısını nasıl etkilediğini araştırılacaktır. Araştırma hipotezlerini test etmek için çok değişkenli regresyon analizi yapılmıştır.

Analiz sonuçlarına göre bir yorumun okur sayısını etkileyen faktörler; yorum yapılanın ürünün adı, ürün yıldız puanı, yorumun ne kadar süredir internet sitesinde olduğunun, yorum başlık polaritesi, yorum başlığının olumlu ya da olumsuzluğunun, yorumun yorum içeriğinin karmaşıklığının, yorumun içeriğinin ne kadar uzun olduğu, yorumun içeriğinin polaritesi ve duyarlılığının yorumcunun yaşı ve yorumcunun lokasyonunun istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi vardır. Ancak ürün türünün, yorum başlığının ne kadar uzun olup olmadığı yorumun başlık karmaşıklığının istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi bulunamamıştır.

Kurulan modelin bir bütün olarak anlamlı olduğu ($F= 1273,992$; $p<,001$) Modeldeki bağımsız değişkenlerinin bağımlı değişkendeki varyansının Düz. $R^2 = 0,231$ (yüzde 23,1) i açıkladığı görülmüştür.

Tablo 5.13: Yorumun Okur Sayısını etkileyen Faktörler

Bağımlı Değişken: Okur Sayısı	B	Std. Error	Beta	t	p	Tolerance	VIF
Sabit	0,526	0,020		26,235	0,000		
Ürün Türü	0,000	0,001	-0,001	-0,154	0,878	0,936	1,069
Ürün Adı	0,003	0,000	0,165	44,997	0,000	0,966	1,035
Ürün Yıldız Puanı	-0,119	0,002	-0,266	-57,948	0,000	0,618	1,618
Yorum Ömrü	0,032	0,000	0,047	11,912	0,000	0,829	1,207
Yorum Başlık Uzunluğu	0,003	0,002	0,009	1,395	0,163	0,317	2,158
Yorum Başlık Polaritesi	-0,025	0,003	-0,053	-8,243	0,000	0,310	2,230
Yorum Başlık Duygusu	0,032	0,003	0,064	10,312	0,000	0,332	2,009
Yorum Başlık Karmaşıklığı	0,020	0,013	0,010	1,538	0,124	0,301	2,322
Yorum İçerik Uzunluğu	0,092	0,007	0,088	14,034	0,000	0,330	2,033
Yorum İçerik Polaritesi	-0,015	0,001	-0,065	-13,842	0,000	0,585	1,708
Yorum İçerik Duygusu	0,027	0,004	0,030	7,782	0,000	0,857	1,167
Yorum İçerik Karmaşıklığı	0,004	0,000	0,130	21,411	0,000	0,355	2,820
Yorumcunun Yaş Grubu	0,006	0,001	0,020	5,497	0,000	0,976	1,025
Yorumcunun Lokasyonu	0,023	0,001	0,133	34,676	0,000	0,881	1,135
R ² =,231; Düz. R ² =,231 F=1273,992; p=,000							

Kurulan modelin bir bütün olarak anlamlı olduğu ($F= 1273,992$; $p<,001$) Modeldeki bağımsız değişkenlerinin bağımlı değişkendeki varyansının Düz. $R^2 = 0,231$ (yüzde 23,1) i açıkladığı görülmüştür.

H1b: Başlık polaritesi yorumların okur sayısını etkiler.

H1b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum Başlık Polaritesi ($\beta=-,053$; $p<,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve negatif bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Buradan Yorum başlık

polaritesindeki 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,053'lük kadar bir azalışa yol açtığını söyleyebiliriz.

H1b hipotezi bu sonuçlara göre başlık polaritesi yorum okur sayısını olumsuz yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H2b: Yorum başlık duygusu yorumların okur sayısını etkiler.

H2b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum Başlık Duygusunun ($\beta=,064$; $p<,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Buradan Yorum başlık duygusundaki 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,064'lik kadar bir artışa yol açtığını söyleyebiliriz. H2b hipotezi bu sonuçlara göre yorum başlık duygusu, yorum okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H3b: Yorumun içerik polaritesi yorumların okur sayısını etkiler.

H3b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum İçerik Polaritesi ($\beta=-,065$; $p<,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve negatif bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Buradan Yorum İçerik Polaritesindeki 1 birimlik standart sapma, okur sayısında -0,065'lik kadar bir azalışa yol açtığını söyleyebiliriz. H3b hipotezi bu sonuçlara göre yorum başlık duygusu, yorum okur sayısını olumsuz yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H4b: Online yorumların içerdiği duygu okur sayısını etkiler.

H4b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan yorum içerik duygusu ($\beta= ,030$; $p<,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Buradan yorum içerik duygusu 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,030'luk kadar bir artışa yol açtığını söyleyebiliriz. H4b hipotezi bu sonuçlara göre yorum içerik duygusu, yorum

okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H5b: Yorum yıldız puanı düşük olan yorumlar yorum yıldız puanı fazla olanlardan daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.

H5b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Ürün Yıldız Puanı ($\beta = -.266$; $p < .001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve negatif bir ilişki olduğu belirlenmiştir.

Buradan Ürün Yıldız puanındaki 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,266'lık kadar bir azalışa yol açtığını söyleyebiliriz. H4b hipotezi bu sonuçlara göre ürün yıldız puanı azaldıkça yorum okur sayısını artış gösterdiğini ve okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H6b: Online yorum başlığının uzun olan yorumlar daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.

H6b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum Başlık Uzunluğu ($\beta = .009$; $p < .001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir.

Buradan Yorum başlık uzunluğundaki 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,009'luk birim kadar bir artışa yol açtığını söyleyebiliriz. H5b hipotezi bu sonuçlara göre yorum başlık uzunluğu arttıkça yorum okur sayısını artış gösterdiğini ve okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H7b: Yorum başlığının karmaşıklığının fazla olan yorumlar daha az okuyucu tarafından okunurlar.

H7b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum başlık karmaşıklığı ($\beta = .010$; $p > .05$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulunmamaktadır. Bu nedenle yorum başlık

karmaşıklığı ile okur sayısı arasında herhangi bir ilişki bulunamamış, kurulan hipotez desteklenmediği sonucuna varılmıştır.

H8b: Online yorum uzunluğu okur sayısını olumlu etkiler.

H8b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum İçerik Uzunluğu ($\beta = ,088$; $p < ,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir.

Buradan Yorum içerik uzunluğundaki 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,088'lik birim kadar bir artışa yol açtığını söyleyebiliriz. H8b hipotezi bu sonuçlara göre yorumun uzunluğu arttıkça yorum okur sayısını artış gösterdiğini ve okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H9b: Yorumun karmaşıklığı fazla olması yorumun okur sayısını azaltır.

H9b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum İçerik Karmaşıklığı ($\beta = ,130$; $p < ,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir.

Buradan Yorum İçerik Karmaşıklığında 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,130'luk birim kadar bir artışa yol açtığını söyleyebiliriz. H9b hipotezi bu sonuçlara göre yorumun karmaşıklığı arttıkça yorum okur sayısını artış gösterdiğini ve okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklenmediği sonucuna varılmıştır.

H10b: Yorumun web sitesinde uzun süre yer alması yorumun okur sayısını da artırır.

H10b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum İçerik Karmaşıklığı ($\beta = ,047$; $p < ,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir.

Buradan yorumun web sayfasında 1 birimlik standart sapma, okur sayısında 0,047'lik birim kadar bir artışa yol açtığını söyleyebiliriz. H10b hipotezi bu sonuçlara göre yorumun web sayfasında kalma süresi arttıkça yorum okur sayısını artış gösterdiğini ve okur sayısını olumlu yönde etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

H11b: Ürün türü yorumun okur sayısını etkiler.

H11b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorum İçerik Karmaşıklığı ($\beta = -,001$; $p > ,05$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulunmamaktadır. Bu nedenle ürün türü ile okur sayısı arasında herhangi bir ilişki bulunamamış, kurulan hipotez desteklenmediği sonucuna varılmıştır.

H12: Online yorum yapan yorumcunun yaşı yorumun okur sayısını etkiler.

H12b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorumcunun yaşı ($\beta = ,020$; $p < ,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle yorumcunun yaşı okur sayısını etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

Tablo 5.14: Yorumcunun yaş grupları ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımlı Değişken: Okur sayısı	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
Sabit	1,865	0,0066	1,852	1,878	79686,099	1	0,000
Genç	-0,045	0,0179	-0,080	-0,010	6,347	1	0,012
Yetişkin	0,063	0,0096	0,044	0,081	42,502	1	0,000
Orta Yaş	-0,085	0,0169	-0,118	-0,052	25,415	1	0,000
Yaşlı	-0,168	0,0743	-0,313	-0,022	5,099	1	0,024

Tablo 5.15: Yorumcunun yaş grupları ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik diğer test sonuçlarına ait bulgular

Tests of Model Effects			
Source	Type III	df	Sig.
	Wald Chi-Square		
Sabit	13573,211	1	0,000
Yorumcunun Yaş Grubu	112,474	4	0,000

Omnibus Test ^a		
Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
111,613	4	0,000

Hangi yaş gruplarında okur sayısının nasıl etkilendiği sonuçları Tablo 5.14 ve Tablo 5.15 de verilmiştir.

Modelde sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorumcunun yaşı Yetişkin ve Orta yaş grubu için istatistiksel olarak ($p < 0,001$) anlamlı yetişkin yaş grubu için pozitif, orta yaş grubu için negatif ilişki vardır. Genç ve Yaşlı yaş grubu için de istatistiksel olarak ($p > 0,05$) anlamlıdır ve negatif ilişki vardır.

Genç yorumcular ($B = -,045$; $p < ,05$) okur sayısı arasında anlamlı, negatif ilişki olduğundan genç yorumcuların yaptığı yorumlar okur sayısı azalmaktadır.

Yetişkin yaşa sahip yorumcular ise ($B = ,063$; $p < ,001$) okur sayısı arasında anlamlı ve pozitif ilişki olduğundan yetişkin yaşta olan yorumcuların yaptığı yorumların okur sayısı artmaktadır. Orta yaşında olan yorumcular ($B = -,085$; $p < ,001$) ile okur sayısı arasında anlamlı ve negatif ilişki olduğundan Orta yaştaki yorumcuların yorumların okur sayısı azalmaktadır. Son olarak yaşlı yorumcuların ($B = -,168$; $p < ,05$) ile okur sayısı arasında anlamlı ve negatif ilişki olduğundan yaşlı yorumcuların yorumların okur sayısı azalmaktadır.

H13b: Online yorum yapan yorumcunun lokasyonu yorumun okur sayısını etkiler.

H13b hipotezini test etmek amacıyla kurulan regresyon modelinin sonuçları Tablo 5.13.'te gösterilmiştir. Modelde regresyon analizinin sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorumcunun lokasyonu ($\beta = ,0133$; $p < ,001$) ile okur sayısı arasında istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Bu nedenle yorumcunun lokasyonu okur sayısını etkilediğinden hipotezin desteklendiği sonucuna varılmıştır.

Hangi lokasyonlarda okur sayısının nasıl etkilendiği sonuçları Tablo 6.16 ve Tablo 5.17 de verilmiştir.

Tablo 5.16: Yorumcunun lokasyonu ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Bağımlı Değişken: Okur Sayısı	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi- Square	df	Sig.
Sabit	1,148	0,3390	1,812	0,483	11,457	1	0,001
Marmara Bölgesi	1,027	0,1045	1,262	0,852	102,212	1	0,000
Ege Bölgesi	1,052	0,1312	1,168	0,654	48,181	1	0,000
Akdeniz Bölgesi	1,123	0,1464	1,165	0,591	35,942	1	0,000
Karadeniz Bölgesi	1,014	0,1583	1,185	0,565	30,569	1	0,000
İç Anadolu Bölgesi	1,027	0,1223	1,254	0,775	68,754	1	0,000
Doğu Anadolu Bölgesi	0,675	0,2170	1,477	0,627	23,493	1	0,000
Güney Doğu Anadolu Bölgesi	0,672	0,2083	1,532	0,715	29,089	1	0,000
Kıbrıs	0,528	1,0924	-1,613	2,669	0,234	1	0,629

Tablo 5.17: Yorumcunun lokasyonu ile okur sayısı arasındaki ilişkiye yönelik bulgular

Tests of Model Effects				Omnibus Tests		
Source	Type III	df	Sig.	Likelihood Ratio Chi-Square	df	Sig.
	Wald Chi-Square					
Sabit	446,327	1	0,000	241,002	8	0,000
Yorumcunun Lokasyonu	298,366	8	0,000			

Modelde sonucunda bağımsız değişkenler olan Yorumcunun lokasyonunun Marmara Bölgesi, Ege Bölgesi, Akdeniz Bölgesi, Karadeniz Bölgesi, İç Anadolu Bölgesi, Doğu Anadolu Bölgesi, Güney Doğu Anadolu Bölgesi, Güney Doğu Anadolu

Bölgesi için istatistiksel olarak ($p<0,001$) anlamlı ve pozitif, Kıbrıs için istatistiksel olarak ($P>0,05$) olduğundan anlamlı bir ilişki bulunmamaktadır.

Tüm coğrafi bölgelerdeki yorumcuların yorumları okur sayısını olumlu etkilemektedir. Ancak etki olarak bölgeler birbirleri arasında değerlendirilirse okur sayısını az olumlu etkileyen coğrafi bölge Güneydoğu Anadolu Bölgesi ($B=,672$; $p<,001$), hemen ardından Doğu Anadolu Bölgesi ($B=,675$; $p<,001$) gelmektedir. İçlerinde en fazla olumlu etkileyen coğrafi bölgesi ise sırasıyla Akdeniz Bölgesi ($B=1,123$; $p<,001$) ile Ege Bölgesi ($B=1,052$; $p<,001$) olduğu sonucu çıkmıştır.

Bu sonuçları ÖSS başarı puanları ve illere göre okuryazar oranları ile karşılaştırıldığında doğru ilişkili sonuçlar bulunmuştur. Okur sayısının yetişkin kişilerin yaptığı yorumlarda pozitif etkili olduğu önceki hipotezimizde doğrulanmıştır. Bu sonuca referans alarak yaklaşık olarak araştırmada yer alan yetişkin yaş grubundaki kişilerin dâhil olabileceği düşündüğü yılları kapsayabilen yıl olan 2002 yılına ait ÖSS sonuçları ile ilgili araştırmaları sunan bir makaleyi inceledik. Makalede yapılan araştırmanın istatistikleri ile hipotez birlikte değerlendirildiğinde, illere göre lisans programlarına girme oranları, 2002 ÖSS’de en başarılı iller sırasıyla Antalya, Ankara, İzmir, Aydın ve Zonguldak, en başarısız iller ise Ardahan ve Hakkâri olmuştur. 2001 yılı lisans programlarına girme oranlarında ise en fazla başarıyı sırasıyla Ankara, İzmir, Antalya ve Aydın’dan katılan adaylar göstermişken, en düşük başarıyı yine Ardahan ve Hakkâri’den giren adaylar göstermiştir. (Dülger ve Çetingül, 2010). Buradan o yıllarda ÖSS ‘de başarılı gösteren kişiler şu an yetişkin yaş grubunda ve bizim araştırma sonuçlarımızdaki okur sayısı fazla yorumların yapıldığı yer ile ÖSS’deki başarılı oranı yüksek olan yerler birbirleriyle tutarlı oldukları gözlemlenmektedir. Buradan çıkarımda bulunmak istersek eğitim seviyesi ve başarısı yüksek olan bölgelerdeki kişilerin düşünceleri ve ele aldıkları bir konudaki yorumları fazla sayıda okur tarafından okunabileceği şeklinde bir çıkarımda da bulunabiliriz.

Aynı şekilde bu çıkarımımıza paralel olacak şekilde ülkemizdeki okuma yazma oranlarına bakıldığında 2018 yılına ait Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) bilgilerine göre Türkiye genelinde 6 yaş ve üzeri nüfusta okuma yazma bilen oranı %96,74’e yükselirken, bu oran İzmir’de %98,47 oldu. 6 yaş ve üzeri nüfustaki %98,80 okuryazar oranıyla Antalya “en okuryazar il” olurken, Antalya’yı %98,52 okuryazar oranıyla Çanakkale, %98,49 okuryazar oranıyla Denizli takip etti. İzmir %98,47 ile okuryazar

oranı en yüksek 4. İl oldu. Mardin %91,21 okuma yazma oranı ile okuryazar oranı en düşük il oldu. Türkiye'de yüksekokul veya fakülte mezunu oranı %15,27 olarak gerçekleşti. Ankara, %22,41'lik oran ile yüksekokul veya fakülte mezun oranı en yüksek il olmuştur. Aynı yerde yaşayan insanlar kendi aralarında etkileşim içerisinde olduğundan bu toplumsal olarak kültürel gelişmeye de katkı sağlayacağından yerel istatistiksel bilgiler aynı zamanda orada yaşıyan kişiler için şahsi bilgi çıkarımlarında da bulunabileceğini kabul edilebilir.

Tüm elde edilen sonuçları değerlendirdiğimizde yorum yapan kişilerin lokasyon bilgileri ile okur sayıları arasındaki ilişki aynı zamanda yorum yapan kişilerin eğitim öğretim ve okuma yazma ile ilgili bilgileriyle de doğru orantılı şekilde bir ilişkiden bahsedebiliriz.

5.4.4. Fark Testlerine İlişkin Bulgular

Çalışmanın bu kısmında fark testleri sonucunda elde edilen bulgular açıklanacaktır.

Birçok gruba ait ortalamaları tek adımda ve eş zamanlı olarak karşılaştırabilmek için fark testlerinden biri olan varyans analizi One-Way ANOVA testidir. ANOVA varyans analizinin yapılması için örneklemin normal dağılması ve homojen olması durumu sağlaması gerekmektedir. Aynı şekilde ikiden fazla gruba sahip ve normal dağılmayan örneklem için ANOVA 'nın yerine Kruskal Wallis Testi kullanılmaktadır.

Tablo 5.18.'de araştırmada kullanılan fayda ve okur sayısı performans ölçeklerine ait toplam puan ortalamaları ile alt faktör puanları ortalamalarının, yorumların yıldız puanlarına göre farklılaşıp farklılaşmadığını belirlemek için örneklem normal dağılım göstermediği için non parametrik testlerden Kruskal Wallis Testi kullanılmıştır. Yapılan test sonucunda, Fayda ve Okur sayısı ölçeğinin yorum yıldız puanlarına göre anlamlı bir farklılık göstermektedir. ($p<,001$)

Sıra ortalamalarına bakıldığında, anlamlı farklılık gösteren fayda ve okur sayısı ölçeğinin her isi içinde en yüksek sıra ortalaması 1 yıldız (Çok Kötü) düzeyinde

olduğu, en düşük sıra ortalaması ise 5 Yıldız (Çok İyi) düzeyinde olduğu belirlenmiştir.

Tablo 5.18. Online Yorumun Fayda ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Yorumun Yıldız Puanlarına Göre Fark Testi Sonuçları

	Yorumun Yıldız Puanı	N	Sıra Ortalaması	X ²	p
Fayda	1 Yıldız = Çok Kötü	2462	50057,80	5524,865	,000
	2 Yıldız = Kötü	1410	41791,76		
	3 Yıldız = Ne iyi / Ne kötü	4483	35181,60		
	4 Yıldız = İyi	10549	29107,59		
	5 Yıldız = Çok İyi	40348	27473,12		
Okur Sayısı	1 Yıldız = Çok Kötü	2462	32707,83	180,187	,000
	2 Yıldız = Kötü	1410	31654,14		
	3 Yıldız = Ne iyi / Ne kötü	4483	31272,17		
	4 Yıldız = İyi	10549	29570,65		
	5 Yıldız = Çok İyi	40348	29199,38		

Tablo 5.19. Online Yorumun Fayda ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Ürün Türüne Göre Fark Testi Sonuçları

	Ürün Türü	N	Sıra Ortalaması	X ²	p
Fayda	Beyaz Eşya	3193	33344,79	1336,962	,000
	Bilgisayar/ Tablet	14305	28340,10		
	Elektrikli Ev Aletleri	6191	33522,37		
	Foto&Kamera	1153	23145,91		
	Klima /Isıtıcılar	2286	35143,68		
	Oyun / Oyun Konsolları	1268	31376,63		
	Telefon/ Telefon	25985	28226,61		
	Aksesuarları	4871	31972,38		
	TV/Görüntü/Ses Sistemleri	4871	31972,38		
Okur Sayısı	Beyaz Eşya	3193	36156,53	2806,845	,000
	Bilgisayar/ Tablet	14305	26729,95		
	Elektrikli Ev Aletleri	6191	35091,27		
	Foto&Kamera	1153	17829,39		
	Klima /Isıtıcılar	2286	37471,41		
	Oyun / Oyun Konsolları	1268	34324,55		
	Telefon/ Telefon	25985	28660,96		
	Aksesuarları	4871	29945,43		
	TV/Görüntü/Ses Sistemleri	4871	29945,43		

Tablo 5.19 ‘da araştırmada kullanılan fayda ve okur sayısı performans ölçeklerine ait toplam puan ortalamaları ile alt faktör puanları ortalamalarının, ürün türüne göre farklılaşıp farklılaşmadığını belirlemek için örneklem normal dağılım göstermediği için non parametrik testlerden Kruskal Wallis Testi kullanılmıştır. Yapılan test sonucunda, Fayda ve Okur sayısı ölçeğinin ürün türüne göre anlamlı bir farklılık göstermektedir. ($p<,001$)

Sıra ortalamalarına bakıldığında, anlamlı farklılık gösteren fayda ve okur sayısı ölçeğinin her isi içinde en yüksek sıra ortalaması Klima / Isıtıcılar ürün türünde olduğu, en düşük sıra ortalaması ise Foto & Kamera ürün türünde olduğu belirlenmiştir.

Tablo 5.20. Online Yorumun Fayda ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Yorum Yapanın Yaş Grubuna Göre Fark Testi Sonuçları

	Yorumun Yıldız Puanı	N	Sıra Ortalaması	X ²	p
Fayda	Genç	4205	29562,47	24,687	,000
	Yetişkin	23508	29951,19		
	Orta Yaş	4862	28757,92		
	Yaşlı	216	30310,67		
	Bilinmiyor	26461	29502,23		
Okur Sayısı	Genç	4205	29080,34	22,438	,000
	Yetişkin	23508	29894,20		
	Orta Yaş	4862	28739,91		
	Yaşlı	216	28792,00		
	Bilinmiyor	26461	29622,87		

Tablo 5.20 ‘de araştırmada kullanılan fayda ve okur sayısı performans ölçeklerine ait toplam puan ortalamaları ile alt faktör puanları ortalamalarının, yorum yapan yaş grubuna türüne göre farklılaşıp farklılaşmadığını belirlemek için örneklem normal dağılım göstermediği için non parametrik testlerden Kruskal Wallis Testi kullanılmıştır. Yapılan test sonucunda, Fayda ve Okur sayısı ölçeğinin yorum yapan yaş grubuna göre anlamlı bir farklılık göstermektedir. ($p<,001$)

Sıra ortalamalarına bakıldığında, anlamlı farklılık gösteren fayda ölçeğinin için en yüksek sıra ortalaması Yaşlı Yaş Grubunda olduğu, en düşük sıra ortalaması ise Orta Yaş Grubunda olduğu belirlenmiştir. Anlamlı farklılık gösteren okur sayısı ölçeğinin için en yüksek sıra ortalaması Yetişkin yaş grubunda olduğu, en düşük sıra ortalaması ise Orta Yaş Grubunda olduğu belirlenmiştir.

Tablo 5.21. Online Yorumun Fayda ve Okur Sayısı Performans Ölçülerinin Yorum Yapanın Lokasyonuna Göre Fark Testi Sonuçları

	Ürün Türü	N	Sıra Ortalaması	X ²	p
Fayda	Marmara Bölgesi	23969	28738,33	632,905	,000
	Ege Bölgesi	7087	29668,92		
	Akdeniz Bölgesi	4672	29706,80		
	Karadeniz Bölgesi	3715	29581,90		
	İç Anadolu Bölgesi	9369	28670,48		
	Doğu Anadolu Bölgesi	1684	29172,34		
	Güney Doğu Anadolu Bölgesi	1870	29166,83		
	Kıbrıs	26	34614,00		
	Bilinmiyor	6860	34178,99		
Okur Sayısı	Marmara Bölgesi	23969	27645,02	3218,555	,000
	Ege Bölgesi	7087	28654,56		
	Akdeniz Bölgesi	4672	29245,41		
	Karadeniz Bölgesi	3715	29339,30		
	İç Anadolu Bölgesi	9369	28035,58		
	Doğu Anadolu Bölgesi	1684	29595,32		
	Güney Doğu Anadolu Bölgesi	1870	28916,06		
	Kıbrıs	26	37524,85		
	Bilinmiyor	6860	40313,19		

Tablo 5.21’de araştırmada kullanılan fayda ve okur sayısı performans ölçeklerine ait toplam puan ortalamaları ile alt faktör puanları ortalamalarının, yorum yapan lokasyonuna göre farklılaşıp farklılaşmadığını belirlemek için örneklem normal dağılım göstermediği için non parametrik testlerden Kruskal Wallis Testi kullanılmıştır. Yapılan test sonucunda, Fayda ve Okur sayısı ölçeğinin yorum yapan lokasyonuna göre anlamlı bir farklılık göstermektedir. ($p<,001$)

Sıra ortalamalarına bakıldığında, anlamlı farklılık gösteren fayda ölçeğinin için en yüksek sıra ortalaması Kıbrıs bölgesinde olduğu görülmüştür. Bu yeri hariç tutup yalnızca ülkemizdeki coğrafi bölgeleri kendi içinde değerlendirirsek en yüksek sıra ortalaması Akdeniz Bölgesinde, en düşük sıra ortalaması ise İç Anadolu Bölgesi olduğu belirlenmiştir. Anlamlı farklılık gösteren okur sayısı ölçeğinin için en yüksek

sıra ortalaması lokasyon bilgisi belirtilmeyen yerlerde olduğu görülmüştür. Aynı şekilde yalnızca ülkemizdeki coğrafi bölgeleri kendi içerisinde değerlendirsek en yüksek sıra ortalaması Doğu Anadolu Bölgesi, en düşük sıra ortalaması ise Marmara Bölgesinde olduğu belirlenmiştir.

Tablo 5.22: Hipotez Sonuçları Tablosu

Hipotezler	Sonuç
H1a: Pozitif başlık polaritesine sahip yorumlar tüketiciler tarafından daha fazla faydalı bulunur.	Desteklendi
H1b: Başlık polaritesi yorumların okur sayısını etkiler.	Desteklendi
H2a: Online yorumunun başlık duygusu ne kadar büyük olursa, müşterinin yoruma verdiği faydalı oy sayısını arttırmaktadır.	Desteklendi
H2b: Yorum başlık duygusu yorumların okur sayısını etkiler.	Desteklendi
H3a: Online yorumun polaritesinin nötr olması, okuyucu tarafından yorumdan hissedilen faydayı yorumun polaritesinin olumlu olumsuz olmasına göre daha fazla artırır.	Desteklendi
H3b: Online yorumun polaritesi yorumların okur sayısını etkiler.	Desteklendi
H4a: Bir online yorumda yer alan toplam duygu (pozitif veya negatif) miktarı (yorum hissi) ne kadar büyük olursa, yorumun o kadar fazla faydalı olduğu algılanır.	Desteklendi
H4b: Online yorumların içerdiği duygu okur sayısını etkiler.	Desteklendi
H5a: Yorum yıldız puanı düşük olan yorumlar yıldız puanı daha fazla olanlara göre daha faydalı bulunmaktadır.	Desteklendi
H5b: Yorum yıldız puanı düşük olan yorumlar yorum yıldız puanı fazla olanlardan daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.	Desteklendi

H6a: Online yorum başlığının uzun olması, yorum okuyucuları tarafından daha faydalı bulunmaktadır. Yorumun uzunluğu, performansının önemli şekilde etkiler.	Desteklenmedi
H6b: Online yorum başlığının uzun olan yorumlar daha fazla okuyucu tarafından okunurlar.	Desteklendi
H7a: Yorum başlığının karmaşıklığının fazla olması, yorumun faydalı bulunmasını olumsuz yönde etkiler.	Destekledi
H7b: Yorum başlığının karmaşıklığının fazla olan yorumlar daha az okuyucu tarafından okunurlar.	Desteklenmedi
H8a: Bir online yorum uzunluğunun, yorumun daha faydalı bulunması sağlar.	Desteklendi
H8b: Online yorum uzunluğu okur sayısını da etkiler.	Desteklendi
H9a: Yorumun karmaşıklığının fazla olması, yorumun faydalı bulunmasını olumsuz yönde etkiler.	Desteklenmedi
H9b: Yorumun karmaşıklığı fazla olması yorumun okur sayısını azaltır.	Desteklenmedi
H10a: Yorumun web sitesinde uzun süre yer alması yorumun daha faydalı bulunmasını sağlar.	Desteklendi
H10b: Yorumun web sitesinde uzun süre yer alması yorumun okur sayısını da artırır.	Desteklendi
H11a: Ürün türü yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.	Desteklenmedi
H11b: Ürün türü yorumun okur sayısını etkiler.	Desteklendi
H12a: Online yorum yapan yorumcunun yaş grubu yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.	Desteklendi
H12b: Online yorum yapan yorumcunun yaşı yorumun okur sayısını etkiler.	Desteklendi

H13a: Online yorum yapan yorumcunun lokasyonu yorumun faydalı olarak algılanmasını etkiler.	Desteklendi
H13b: Online yorum yapan yorumcunun lokasyonu yorumun okur sayısını etkiler.	Desteklendi

6. SONUÇ

Bu çalışma, online müşteri yorumlarındaki performansını ne şekilde ölçülebileceğini tespit edilmesi ve araştırmada performans parametresi olarak kabul edilen online yorumun fayda ve okur sayısını hangi faktörlerin nasıl etkilediğini araştırmaktadır.

Araştırmada çeşitli teorilere dayandırılarak kurulan hipotezlerle e-ticaret sitesinden kodla çekilen online yorumlardaki veriler kullanılarak online yorumların performansını etkileyen faktörler üzerinde analizler yapıldı. Yapılan analizler neticesinde çalışma öncesinden belirlenen hipotezlerin testi gerçekleştirilmiştir.

Seçici dikkat teorisinin teorine dayanarak elde edilen sonuçlarda insanların OCR'yi seçici olarak okuduğu görüldü. Ayrıca insanların yorumları okumadan önce neye göre okumaya karar verdiklerini, hangi durumlarda yorumları okumaktan vazgeçip görmezden geldiklerini göstermek için seçici algı teorisini referans alınmıştır. Çok sayıda online müşterisinin alışverişlerini güvenle yapabilmek için online müşteri yorumlarını (OCR) okudukları, yorumun başlığındaki ve yorum içeriğindeki olumlu duyguya sahip yorumların faydalı oy alma ve okunma sayısını arttırma olasılığının daha yüksek olduğunu tespit edilmiştir. Yapılan analizler ile yorum başlığındaki olumlu duyguya sahip yorumların okunma olasılığının daha yüksek olduğunu gösterilmiştir. Ancak bir yorumun ilk kez faydalı oy alma ihtimali negatif polariteli yorumlarda daha fazla olduğu görülmüştür.

Yorumdaki duygu ile OCR performansı arasındaki olumlu ilişkisine rağmen, bu tüketici kendi duygularını yazdığı yorumlarda yansıttığını, OCR'ların bu etkiden dolayı hem okuyucuyu hem de yorumdan elde faydayı olumsuz etkilediğini görülmektedir. Bu etki çeşitli duygu türleri arasında farklılık göstermektedir. OCR'daki olumlu duygu içeren metinler ile okurluk arasında anlamlı pozitif ilişki bulunmaktadır. Olumlu yorumlar OCR okur sayısını artırmaktadır.

Aynı şekilde bu durumu Atıf Teorisine de dayandırabiliriz. Yorumu okuyan insanlar bazı yorumlardaki olumsuz duyguları yorumun yazarına atfedip ürünün alınması gerektiğini düşünebilmektedirler. İnsan psikolojinde olumsuz yorumları okuyanların bunu yazarın kendi şahsi görüşü kabul edip yorumu çok benimsemeyip

okumadan pas geçebilirler ve faydalı görmeyebilirler. Bu nedenle olumsuz başlık duygusuna sahip yorumlar dikkate alınmama ve faydalı bulunmama ihtimali yüksektir.

Ayrıca, yazar yorum başlığını olumlu duygular ile ifade ederse, OCR 'ın tüketici tarafından dikkate alınma olasılığı artacaktır. Bu sonuçları önceden yapılmış akademik çalışmalarda desteklemektedir. İnsanlar öncelikle kendini güvence altına almak isteyecekleri ve yaptığı alışverişten zarara uğramamak için dikkatlerini direk olumlu yorumlara çevirebilmektedirler ve bu şekilde yapmış oldukları ürün tercihini önceden tecrübe etmiş memnun kalmış kişilerin yaptığı yorumlarla güvence altına almış olmaktadır. Bu araştırma ve bundan önceki araştırmalardaki sonuçlar bunu doğrulamaktadır (Mudambi and Schuff, 2012; Schindler and Bickart, 2012; Riordan and Kreuz, 2010).

Duyguların faydalılık üzerindeki etkisi nötr yorum içeriği için anlamlı ve pozitif. Yararlı bir online yorumun, ürünün hem olumlu hem de olumsuz yönlerini ileten tarafsız bir görüşe sahip olmasını gerektiğini söylenebilir. Online yorumun direk baştan aşağıya olumlu ya da olumsuz eğilimlere dayanması, tüketiciler tarafından yorumun taraflı olarak yazıldığını düşünülebilir ve sonuç olarak daha az yardımcı olarak algılanabilir. Yorumlarda duyguların aktarımı, yazarların ürünle ilgili deneyimlerini izleyicilere aktarmalarına yardımcı olsa da duygular tüketicilerin yorum ile ilgili beklentilerini karşıladıkları sürece etkilidir. Yorumun başlık duygusu online yorum okuyucusu üzerindeki önemli olumlu etkiye rağmen, yorumun başlık uzunluğu okuyucuyu olumsuz şekilde etkilemektedir. İnsanlar yorum başlıklarını online yorumu içeriği hakkında hızlıca ön bilgi edinmek için okumaktadırlar. Uzun yorum başlıklarını okumak ve onu işlemek okuyucu için daha zahmetli olup ve daha fazla zaman almaktadır bu nedenle faydalı bulmamışlardır ancak uzun yorum başlıkları içerdiği bilgi miktarının fazla olmasından dolayı okur sayısını olumlu etkilemiştir.

Yorum içerik uzunluğunun yorum başlık uzunluğunun aksine hem okur sayısı hem de yorumun faydası üzerinde olumlu bir etkisi oldu. Yorum uzunluğu, yorumda yer alan bilgi miktarı hakkında bir göstergesi olarak kabul edilebilir. Daha uzun yorumların daha fazla ürün ile ilgili açıklayıcı bilgi içermesi ve dolayısıyla daha fazla okuyucu çekmesi beklenmektedir. Ayrıca, daha uzun yorumların ürünün farklı yönlerini analiz edebilme olasılığını artırır, bu da okurların yorumu faydalı bulmalarına yardımcı olduğunu göstermektedir.

Yorumun web sayfasında uzun süre yayında kalması (ömrünün uzun olması) online yorumun hem faydasını ve hem de okur sayısını pozitif yönde etkilemiştir. Okuyucular tarafından eski yorumların daha yararlı olduğu düşünülmektedir. Bu durumu sağlayan faktör, daha eski yorumlar okuyucular tarafından daha uzun süredir görüldüğünden oy kullanmaya erken başladığı için, daha fazla okunmakta ve daha fazla oy almaktadır. Daha fazla oy alması, diğer okuyucularında dikkatini ilk olarak kendisine çektiğinden okuyucuda faydaya yönelik daha fazla algılar oluşturmaktadır. Bununla birlikte, daha az faydalı oy alan yorumlar listenin sonunda kalır ve tüketicilerin dikkatini çekme olasılığı daha düşüktür. Yeni yorumlarda henüz oy almamış olduklarından sonlarda faydalı oy almaları ve okunma ihtimalleri azalmaktadır. Sonuç olarak, Yorumun uzun ömürlü olması sadece okuyucuyu etkilemekle kalmaz, aynı zamanda OCR'nin fayda algısını da etkilemektedir.

Yorum başlık karmaşıklığı online yorumun faydasını olumsuz yönde etkilemiştir. Okur sayısı için anlamlı bir sonuç elde edilememiştir. Bunu şu şekilde açıklayabiliriz. Müşteriler yorum başlığına okuduklarında onlar için ifade etmeyen gereksiz kelimelerin, baştan savma yazılmış cümleleri, yanlış şekilde kullanılan noktalama işaretleri çöplüğüne dönmüş yorumları değerli görmemektedir ve yorumu okuyan kişiye güven vermemektedir. Yorum başlığı cümleleri incelendiğinde çoğu yorumlarda sırf başlık atmak ya da dikkat çekilmesi için anlamsız birbiri içine geçmiş kelimeler içerdiği görülmüştür. Bu ifadelerin artması yorumun karmaşıklığını arttırmakta, okunduktan sonra yorumcunun herhangi bir bilgi edinmesine sebep olmaktadır ve dolayısıyla yorumdan elde edilecek faydayı azaltmaktadır.

Bunun yanında yorumun içerik karmaşıklığı arttıkça yorum okur sayısı arttığı ve daha faydalı bulunduğu sonucu çıkmıştır. Bu sonucu değerlendirmek için yorum içeriği karmaşık olan yorumlara bakıldığında yorumcular yorumda ürün ile memnun olup olmamasının yanında ürünün teknik özelliklerinden de bahsettikleri ve ürünün performansı ile ilgili detaylı bilgiler verdiklerini, tek tek ürününün artı ve eksi yönlerini maddeler halinde açıkladıkları görülmüştür. Bu yorumları okuyan yorumcular ürünü her türlü özelliklerini analiz edebilme şansına sahip olduklarından yorumun karmaşık ve uzun olmasına rağmen faydalı bulmuşlar ve daha fazla okur tarafından okunmuştur. Bu aynı zamanda bu kadar ayrıntılı yorum yazan kişinin okur tarafından güvenirliliğini de arttırmıştır.

Yorumcunun lokasyon bilgilerinin okur sayısını etkilediği görülmüştür. Ancak etki olarak bölgeler arasında farklılıklar görülmektedir. Coğrafi bölgeler bazında okur sayısını en olumsuz etkileyen coğrafi bölge Güneydoğu Anadolu hemen ardından Doğu Anadolu Bölgesi gelmektedir. İçlerinde en fazla olumlu etkileyen coğrafi bölgesi ise sırasıyla Akdeniz Bölgesi ile Ege Bölgesi olduğu sonucu çıkmıştır. Bu sonucun çıkmasındaki en önemli etkinin yorumcunun bulunduğu şehirdeki eğitim seviyesi olduğu düşünülmektedir. Eğitim seviyesi ve okuryazarlığı yüksek olan bir yerlerde yaşayan yorumcular daha iyi şekilde düşüncelerini ve kendini ifade edebilen birey olma ihtimali yüksek olduğu için yazdıkları yorumların daha çok okuyucu tarafından okunacağı öngörülmüştür. Bu etkiyi önceki yıllarda yapılan bir makalede yer alan Türkiye genelindeki eğitim başarısı ve TÜİK verilerinden alınan okuryazarlık istatistikleri ile analizimizdeki sonuçların doğru orantılı olduğu gösterilmiştir.

Yorumcunun lokasyon verisiyle fayda arasındaki ilişki de anlamlı ve yorumun pozitif yönde etkilediği görülmüştür. Ancak faydalı algılanmasını etkileme sıralamasında farklılıklar olduğu sonucu görülmüştür. Yorumun faydalı olmasını en çok etkileyen bölge sırasıyla Marmara ve İç Anadolu Bölgesi, en az faydalı bölgemiz ise Doğu Anadolu Bölgesi ve Güney Doğu Anadolu Bölgesinden gelen yorumlardır.

Bu sonucu şu şekilde yorumlayabiliriz. Yayınlanan raporlarda internetten alışveriş yapılma oranı en çok büyük şehirlerde olduğunu göstermektedir. Hepsiburada.com 'un yayımladığı trend raporlarına göre en çok online alışveriş yapılan illerin sırasıyla İstanbul, Ankara, İzmir ve Bursa'dan sonra en çok alışveriş yapan şehir Kocaeli olmuştur. Kocaeli'ni Antalya, Muğla, Konya ve Balıkesir takip ettiği yer almıştır. İnsanların şehir hayatının yarattığı ulaşım sıkıntısı, kalabalık insan nüfusu, yoğun iş temposu gibi sebeplerden dolayı online alışveriş yapma oranı daha fazla olabileceği ihtimali artırmaktadır. Bu nedenle bu şehirlerde yaşayan insanların online e-ticaret sitelerini aktif kullanmalarından dolayı ürünler hakkında bilgisi ve edinilen tecrübenin fazla olması muhtemeldir. Bu raporlarda bizim analiz sonuçlarımızla uyumluluk göstermektedir.

Yorumcunun yaş grubu ile okur sayısı arasındaki ilişki anlamlıdır. Ancak yalnızca yetişkin yaş grubunda pozitif yönde etkilediği görülmüştür. Diğer yaş gruplarında genç yaş grubu, orta yaş grubu ve yaşlı yaş grubunda okur sayısını negatif yönde etkilediği sonucu çıkmıştır. Analizimizdeki yaş gruplarını 0-25 yaş arası genç

yaş grubu, 26-45 yaş arası yetişkin yaş grubu, 46-64 yaş arası orta yaş grubu, 65-sonrası kişileri ise yaşlı yaş grubu içerisinde değerlendirilmiştir. Bu yaş aralıklarına bakarsak online alışverişi çok kullanan grubun yetişkin yaş grubu olduğunu söyleyebiliriz. Hem finansal olarak aktif çalışan hem de ihtiyaç anlamında her türlü ürüne ihtiyacı olabilecek yaş aralığına girdiğini söyleyebiliriz. Hepsiburada.com'un 2018 trend raporuna göre 2018 de en çok alışveriş yapan grubun 25-35 yaş aralığındaki kişiler olduğu tespit edilmiştir. Bu yaş grubundaki kişilerin online alışverişi aktif kullandıklarından, ürün ile ilgili ve e-ticaret sitesi gibi platformları tüm özellikleriyle aktif kullanabilmeleri ve bu yaş grubundaki kişilerin yaptığı yorumların daha dikkat çekmesi muhtemeldir.

Aynı şekilde yorumcunun yaş grubu ile fayda arasındaki ilişkiye değinirsek okur sayısındakine benzer sonuçlar görülmüştür. Yetişkin yaş grubu ile yorum faydası arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki vardır. Yaş grubu genç ve orta yaş grubu olanların fayda ile ilişkisi anlamlı ancak negatif yöndedir. Yaşlı yaş grubunda ise fayda ile ilgili anlamlı bir ilişki bulunamamıştır. Bu sonuçlarda da okur sayısı için belirtilen nedenler etkili olabilmektedir. Bu nedenlerin yanında ek olarak yetişkin insanların ürünü değerlendirmede dikkat ettiği hususlar gençlerden daha hassas ve etkilidir. Daha önce yaş kuşaklarını anlatırken bahsedildiği gibi genç yaş grubu ürünü ihtiyaçtan ya da ürünün kaliteli olmasında daha çok ürünü merak ettikleri için alışveriş yaptıkları ve risk almaktan kaçınmadan, her şeyi deneyimlemek istedikleri onların yazdığı yorumlar diğer insanlar için faydalı bulunmaması muhtemel beklenen sonuç olmaktadır. Aynı şekilde orta yaş ve yaşlı yaş grubunun da ürünün değerlendirmesinde araştırma yetilerinin ve teknoloji okuryazarlığının genç ve yetişkin yaş gruplarına göre düşük olabileceği için ürün ile ilgili çok detaylı bilgiye sahip olamayacağını düşünebiliriz. Bundan dolayı yaptığı yorumlar okuyucular açısından yeterli gelmeyebilir. Tüm bu sebepleri göz önünde bulundurduğumuzda yaş grubunun hem fayda hem de okur sayısı üzerinde etkili olduğu sonucunu hem dayandırdığı raporlar hem sosyal hayatta yapılan gözlemler hem de yapılan bu çalışmadan elde edilen sonuçlar desteklemektedir.

6.1. Araştırmanın Katkısı

Bu çalışmanın hem teorik hem de uygulanan yöntemler açısından sonuçları vardır. Teorik açıdan, bu çalışma, Online tüketici davranışlarını analiz etmek için yeni

bir yöntem sunmaktadır. Önceki araştırmalar, online yorumların tüketici davranışını önemli ölçüde etkilediğini bulurken, az sayıda çalışma, OCR'de bulunan metin bilgilerini kullanarak OCR performanslarını etkileri araştırmıştır. Her gün internette üretilen büyük miktarda OCR'yi analiz etmek için duygu analizi kullanılabileceğini öneriyoruz.

Duygu analizi büyük verilerin işlenmesini kolaylaştırır ve her gelen yeni veri üzerinde defalarca tekrarlanabilir. Bu çalışmada OCR'nin hem okuyucusunu hem de faydasını üzerindeki etkileri ayrı ayrı inceleyerek OCR ile ilgili daha çok bilgi elde etmemize katkı sağlamaktadır. Bildiğimiz kadarıyla bu çalışma, online yorumların okuyucularının belirleyicilerini analiz eden ve OCR verisi kullanarak derin öğrenme yöntemi ile duygu analizinin yapıldığı ilk çalışmadır. Bu yeni performans ölçütü OCR'yi daha ileri derecede analiz etmek için gelecekteki çalışmalar tarafından kullanılabilir.

Ayrıca tüketicilerin OCR okumaya ilişkin kararlarını nasıl aldıklarını anlamak için psikoloji biliminin ortaya koyduğu üç önemli teori (yani seçici dikkat teorisi, seçici algı teorisi ve atıf teorisi) kullanılmıştır. Bu teorilerle insan psikolojisini detaylı ele alarak tüketicilerin nasıl bir alışveriş davranışında bulunabileceği öngörerek hipotezler oluşturulmuş ve sonuçlar bu doğrultuda değerlendirilmiştir.

Tüketicilerin, online yorumların içeriği hakkında hızlı bilgi almak için yorum başlığını nasıl kullandıklarını, yorum metnin karmaşıklığının okuyucunun OCR 'ı okurken yaptığı etkileri yanında ayrıca yorumcunun yaş ve bulunduğu şehrin yazdığı yorumlarda ve okuyucular üzerinde etkileri de incelenmiş sonuçları birçok yapılan akademik çalışmalarla ve yayınlanmış raporlarla da desteklenmiştir. Bu tür bilgiler tüketicilerin yorumları okumaya ilişkin kararlarını etkileyebilmekte daha hızlı ve doğru karar alabilmelerine katkı sağlamaktadır.

Bu çalışmanın bulguları ve gelecekte bu alanda yapılacak benzer çalışmalar OCR'nin sınıflandırılması ve sınıflandırılması için bir çözüm sağlayabilir. Sunulan çözümler yalnızca müşteri tarafında olmayıp ürünün satıcısı ve bu ürünlerin üreticisi ile tüketicisini buluşturan online alışveriş sitesi sahiplerine önemli katkılar sağlamaktadır. Sattığı ürün ile ilgili geri dönüşleri analiz edebilen bir satıcı sattığı ürünlerin hangisinden memnun olduğunu, hangi ürünlerinden şikâyetçi olduğunu,

hangi müşteri profilinin üründen nasıl bir beklenti içerisinde olduğu gibi bilgisini edinebileceğinden ona göre ürünlerinde değişiklik yaparak daha fazla müşteri kazanabilir. Aynı şekilde e-ticaret sitesi işletme sahipleri de elde ettiği bu bilgilerle müşterilerin ihtiyacı olabilecek filtreleme ve aratma algoritmaları tasarlayarak daha kullanışlı web sayfası tasarımı hazırlayıp müşterilerin daha kolay, hızlı ve güvenli bir şekilde alışveriş yapabilecekleri online alışveriş platformları oluşturabilir ve dönemsel satışlarını takip ederek bu doğrultuda kampanya ve promosyonlar hazırlayabilir.

Önceki çalışmaların çoğu, performanslarını araştırmak için sadece sayısal derecelendirmeyi ve yorum uzunluğunu kullanmışlardır. Çok az sayıda çalışma da insan denekler kullanılarak online yorumlarını metin bilgilerini analiz edilmiş, bu şekilde müşterilere önemli bilgiler almasını sağlamıştır. İnsan deneklerin kullanımı, insanların OCR'yi nasıl kullandıklarını açıklamakta yararlı olsa da süreç otomatik olmadığından, diğer satıcılar tarafından ölçeklenebilir veya kopyalanamayacağı için online satıcılara için pratik bir çözümler sunamaz. Bununla birlikte, kullanılan metin madenciliği yöntemleri, online satıcılara OCR analizi için pratik bir çözüm sağladığından insan denekleri ile yapılan çalışmalara göre hem tekrarlanabilir hem de ölçeklenebilirdir.

Çalışmada OCR'yi sıralamak için kullanılan mevcut yöntemin iki zayıf yönünü bulmuştur. İlk olarak, eski yorumların daha fazla okuyucu çektiğini görülmektedir. Birçok ürün yorumu, uzun yorum listesinin sonlarında yer aldığı için birçoğu tüketicilerin dikkatini çekmediğinden okunma olasılıkları çok düşmektedir. Bu çalışma için toplanılan 59.252 yorumdan 42406 tanesinin beşten az oyu vardı ve 17186'sinin oyu yoktu. İkincisi, eski yorumların, son yorumlardan daha yararlı olarak algılanma olasılığının daha yüksek olduğunu gözlemliyoruz.

Bu iki gözlem, potansiyel olarak yararlı birçok online yorumun tüketiciler tarafından çok az ilgi görüp görmediğini veya tüketiciler tarafından zar zor görüldüğünü göstermektedir. Yeni yorumlar, ürünle ilgili güncel bilgileri ve üretici tarafından mevcut sıralama yöntemi tarafından göz ardı edilebilecek yazılıma eklenecek yeni sıralama ve filtre seçenekleriyle bu problem çözülebilir. Bu nedenle, Online yorumların sıralama algoritmalarını geliştirmek gerekli görünmektedir.

Potansiyel olarak yararlı yorumları tespit edebilen akıllı bir sistem hem satıcılara hem de tüketicilere yardımcı olabilir. Tüketicilere daha değerli bilgiler sağlayarak ve zaman ve enerji tasarrufu sağlayarak yardımcı olur. Ayrıca, satıcıların müşterilerinin bilgi ihtiyacını karşılamasına yardımcı olur. Müşteriler daha hızlı karar verir ve sonunda satıcılar için satışların artmasına neden olabilir.

Bu çalışmanın bulguları, Online satıcılar tarafından Online yorumları beklenen performanslarına göre analiz eden ve sınıflandıran sistemler geliştirmek için kullanılabilir.

6.2. Araştırmanın Kısıtları ve Gelecekteki Araştırmalar İçin Öneriler

Bu çalışmada diğer akademik çalışmalarda olduğu gibi sınırlı kalınan bazı durumlar ile karşılaşmıştır. Araştırmada kullanılan duygu analizi büyük metin bilgilerinin analizinde oldukça yararlı olsa da yine de sınırlamaları vardır.

İlk karşılaşılan sınırlama, bu çalışmada kullanılan yazılım farklı metin bilgilerini işleyebilir, Yorum içeriğindeki metinler için kullanılan kendi yazdığımız yazılım yalnızca Türkçe metinleri işlemektedir. Bununla birlikte, her iki yazılım da metinde yer alan kinayeli ve alaycı gibi alternatif yazı stilleri için işleme yeteneğinden yoksundur. Bazı metinlerde yazım hataları özellikle yorumun üzerine dikkat çekmek için yazılmış harflerde ya da hecelerdeki birçok artarda tekrarlamalı kelimeler, yazım hataları bu metinlerin doğru şekilde analiz edilmesini olumsuz etkilemektedir. Göze çarpan yorumlar üzerinde ana verinin temizlenmesi aşamasında bu hatalar düzeltilmeye çalışılmıştır. Doğal dil işleme alanında bunun gibi iyileştirilmesi gereken birçok alandaki gelişmeler, gelecekteki araştırmalarda daha ileri teknoloji kullanarak metin üzerinden daha iyi bilgiler sağlayabilir. Yorum yazarken yorumcunun yazdığı yorumlardaki imla hatalarını gösteren ve onlara doğru şekilde yazmalarını sağlayan teknolojik çalışmalar online alışveriş sitelerinde kullanılmaya başlanabilir. Bunun gibi yazılımlar yapay zekânın daha da yaygınlaşmasıyla olacaktır.

İkinci olarak karşılaşılan sınırlama OCR ile ilgili yapılmış bir araştırmada ürünün fotoğrafının da OCR performansını önemli derecede etkileyebileceği yönünde bir sonucun olduğu gördük. Bu çalışmada bu parametreyi kullanamadık. Bizim

yorumların büyük bir kısmında ürüne ilgili fotoğraf paylaşımı bulunmamaktaydı. Birkaç üründe yer alan fotoğraflarla da bu analizi yapabilmemiz mümkün olamamıştır.

Üçüncü olarak karşılaşılan sınırlama, bu çalışmada kullanılan OCR verileri Türkiye’de bulunan e-ticaret sitesinden toplanmıştır ve temel olarak elektronik ürünlerin müşteri yorumları ile sınırlıdır. Ayrıca, önceki araştırmalar ürün türünün online yorumların performansı üzerinde önemli bir ılımlı etkiye sahip olduğunu gösterse de sonuçlarımız bu çalışmada kullanılan belirli ürün türleriyle sınırlı kalabilirdi. Gelecekteki araştırmalar, daha çok farklı ürün türlerinden oluşan bir veri seti kullanabilir ve bu şekilde ürün türünün performansı üzerindeki etkisini daha çok test edilebilir.

Dördüncü olarak karşılaşılan sınırlama, her online yorumda okuyucular tarafından verilen oylar, tüketiciler tarafından faydalı olarak oylanan birçok yorumun ürün hakkında derin bilgi içermediğini gösteren dengesiz oylamalar olabilmektedir. Dolayısıyla, algılanan fayda ölçütü, yorumların gerçek faydayı tam olarak yansıtmayabilir. Ayrıca yorumu okuyup hiçbir şekilde oylama kullanmayan tüketicilerde bulunabileceğinden kabul edilen okur sayısı gerçekte olan okur sayısını yansıtmayabilir.

Beşinci olarak karşılaşılan sınırlama, duyguların hesaplanması için aynı öğeleri iki farklı şekilde kullandık: polarite ve toplam duygu. Bu değişkenlerin hesaplanması için aynı elemanların kullanılması, onları fonksiyonel bağımlılığa maruz bırakabilir. Bu çalışmada değişkenlerin işlevsel bağımlılığının sonuçlarda bir yanılgıya sebep olmadığını düşünebiliriz.

Son olarak, alınan örneklerde dil ve kültürel çeşitlilik yoktur. İncelemeler yalnızca bir e-ticaret siteden sitesinden toplandı ve hepsi Türkçe yazılmıştır. Farklı kültürlerdeki insanlar duygularını farklı şekilde ifade ederler. Örneğin, bireyci kültürlerdeki insanların, kolektivist kültürlerde yaşayanlardan olumsuz duyguları daha özgür ifade ettiklerine inanılmaktadır (Cacioppo and Berntson, 1999). Kolektivist kültürlerdeki insanlar yaşadığı toplum, ailevi ve bağlı oldukları düşünce ve yapı sebebiyle bireyci kişilere göre biraz daha tutucu ve çekimser şekilde kendilerini ifade edebilirler. Diğer yandan, iletişim aracı olarak dil, mesajın okuyucuya iletilmesinde önemli role sahiptir. Gelecekteki araştırmalar, dil ve kültürün online yorumların performansı

zerindeki etkisini dâhil etmek iin diğ er dillerde yazılmıř yorumlar da kullanabilir. Ayrıca insanlar sanal platformlarla g nl k hayattaki kullandığı ifadeler ve yansıttığı duygular arasında da farklılıklar bulunmaktadır. Gelecekteki arařtırmalarda, gerek yařam ve sanal d nya arasındaki duyguların ifadesindeki farklılıklara da inceleyerek arařtırmalarını yapabilirler.

KAYNAKLAR

- Agnihotri A., Bhattacharya S., (2016), "Online review helpfulness: Role of qualitative factors", *Psychology & Marketing*, 33(11), 1006-1017.
- Ahluwalia R., (2000), "Examination of psychological processes underlying resistance to persuasion", *Journal of Consumer Research* 27 (2), 217–232.
- Aizenberg I. N., Aizenberg N. N., Vandewalle J., (2000), "Multiple-Valued Threshold Logic and Multi-Valued Neurons," *Multi-Valued and Universal Binary Neurons*, Boston, MA: Springer US, 25–80.
- Akal, Z., (2000), "İşletmelerde Performans Ölçüm ve Denetimi", 4.Baskı, Milli Prodüktivite Merkezi Yayınları No: 473, Ankara.
- Aral S., (2014), "The problem with online ratings", *MIT Sloan Management Review*, 55(2), 47.
- Archana J., Anita, E. A. M. (2015), "A Survey of Big Data Analytics in Healthcare and Government. *Procedia Computer Science*", 50, 408-413.
- Arik İ.A., (1996), "Motivasyon ve Heyecana Giriş", Çantay Yayınevi, İstanbul.
- Bai X., (2011), "Predicting consumer sentiments from online text", *Decision Support Systems* 50 (4), 732–742.
- Bailey A.A., (2005), "Consumer awareness and use of product review websites", *Journal of Interactive Advertising* 6 (1), 68–81.
- Baker A. M., Donthu N. & Kumar, V., (2016), "Investigating how word-of-mouth conversations about brands influence purchase and retransmission intentions", *Journal of Marketing Research*, 53(2), 225-239.
- Baum C. F., (2008), "Modeling proportions", *Stata Journal* 8 (2), 299.
- Bengio Y., Courville A., Vincent P., (2013), "Representation Learning: A Review and New Perspectives," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 35(8), 1798–1828.

Bengio Y., Simard P., & Frasconi P. (1994), "Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult", *IEEE transactions on neural networks*, 5(2), 157-166.

Berger J., Milkman K.L., (2012), "What makes online content viral? " *Journal of Marketing Research* 49 (2), 192–205.

Bickart B., Schindler R.M., (2001), "Internet forums as influential sources of consumer information". *Journal of Interactive Marketing* 15 (3), 31–40.

Bigné E., Caplliure E. M. & Miquel M. J., (2016), " eWOM on travel agency selection: Specialized versus private label", *Psychology & Marketing*, 33(12), 1046-1053.

Blum A. L., Langley P., (1997), "Selection of relevant features and examples in machine learning," *Artif. Intell.*, 97(1–2), 245–271.

Bowerman B. L., O'Connell R. T. & Hand L. M., (2001), "Business Statistics in Practice", 2nd Edition, McGraw-Hill

Bradlow E. T., Gangwar M., Kopalle P., Voleti S., (2017), "The Role of Big Data and Predictive Analytics in Retailing", *Journal of Retailing*, 93(1), 79-95.

Brehm S.S., Brehm J.W., (2013), "Psychological Reactance: A Theory of Freedom and Control", Academic Press.

Cacioppo J. T. & Berntson G. G., (1999), " The affect system: Architecture and operating characteristics", *Current Directions in Psychological Science*, 8(5), 133.

Cambria E., (2016), "Affective computing and sentiment analysis", *IEEE Intelligent Systems*, 31(2), 102-107.

Cameron A. C. & Trivedi P.K., (2009), " Microeconometrics Using Stata", College Station, Texas: Stata Press, 88(283), 595-596.

Cameron A.C., Trivedi P.K., (2013), " Regression Analysis of Count Data", 2nd Edition, Cambridge University Press.

Carretié L., Mercado F., Tapia M., & Hinojosa J. A., (2001), " Emotion, attention, and the 'negativity bias,' studied through event-related potentials", *International Journal of Psychophysiology*, 41(1), 75

Casaló L. V., Flaviçn C., Guinalfú M., & Ekinçi Y., (2015), " Avoiding the dark side of positive online consumer reviews: Enhancing reviews' usefulness for high risk-averse travelers", *Journal of Business Research*, 68(9), 1829-1835.

Chen H., Chiang R.H., Storey V.C., (2012), " Business intelligence and analytics: from big data to big impact", *MIS Quarterly* 36 (4),1165–1188.

Chen J., Teng L. Y., & Yu X., (2016), "The effect of online information sources on purchase intentions between consumers with high and low susceptibility to informational influence", *Journal of Business Research*, 69(2), 467-475.

Chen Y., Xie J., (2008),” Online consumer review: word-of-mouth as a new element of marketing communication mix”, *Management Science* 54 (3) ,477–491.

Chen Z., & Lurie N. H., (2013), "Temporal contiguity and negativity bias in the impact of online word of mouth", *Journal of Marketing Research*, 50(4), 463-476.

Cheng Y. H., & Ho H. Y., (2015), "Social influence's impact on reader perceptions of online reviews”, *Journal of Business Research*, 68(4), 883-887.

Chevalier J.A., Mayzlin D., (2006), " The effect of word ofmouth on sales: online book reviews, *Journal of Marketing Research* 43 (3), 345–354.

Cicognani S., Figini P., Magnani M., (2016), "Social Influence Bias in Online Ratings: A Field Experiment”, *Political Methods: Experiments & Experimental Design eJournal*.

Çoşkun A., (2005), " İşletmelerde Performans Yönetimi: Bir Yönetim Muhasebe Aracı Olarak Performans Karnesi", (Basılmamış Doktora Tezi). İstanbul Üniversitesi.

Danescu-Niculescu-Mizil C., Kossinets G., Kleinberg J., Lee L., (2009), "How opinions are received by online communities: a case study on amazon.com

helpfulness votes", Proceedings of the 18th International Conference on World wide web, ACM 2009,141–150.

De Ascaniis S., Morasso S.G., (2011), " When tourists give their reasons on the web: The argumentative significance of tourism related UGC", In: Law R., Fuchs M., Ricci F. (eds.) Information and Communication Technologies in Tourism 2011. Springer, Vienna,125-137.

De Langhe B., Fernbach P. M., Lichtenstein D. R., (2016), "Navigating by the stars: Investigating the actual and perceived validity of online user ratings"., Journal of Consumer Research, 42(6), 817-833.

Dellarocas C., Zhang X.M., Awad N.F., (2007), " Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: the case of motion pictures", Journal of Interactive Marketing 21 (4), 23–45.

Dholakia R.R., Sternthal B., (1977), "Highly credible sources: persuasive facilitators or persuasive liabilities", Journal of Consumer Research 3, 223–232.

Domo (2016), " Data Never Sleeps 4.0, <https://www.domo.com/blog/data-never-sleeps4-0/>, (Erişim Tarihi: 14/12/2020).

Duan W., Gu B., Whinston A.B., (2008), "Do online reviews matter? An empirical investigation of panel data", Decision Support Systems 45 (4), 1007–1016.

Dulger İ., Çetingü P.İ.T., (2006), "ÖSS Başarı Durumunun İl, Bölge ve Okul Türlerine Göre Analizi “, Eğilim ve Bilim, Cilt 31, Sayı 142 (45-55).

Dulger İ., Çetingül P. İ. T., (2010), "ÖSS Başarı Durumunun İl, Bölge ve Okul Türlerine Göre Analizi", Eğitim ve Bilim, 32(142).

Eysenck M.W., Keane M.T., (2000), "Cognitive Psychology: A Student's Handbook (4th Ed.)", Chapter 18. Philadelphia: Psychology Press.

Felbermayr A., Nanopoulos A., (2016), "The role of emotions for the perceived usefulness in online customer reviews”, Journal of Interactive Marketing, 36, 60-76.

Filieri R., McLeay F., (2014), "E-WOM and Accommodation: An Analysis of the Factors that Influence Travelers' Adoption of Information from Online Reviews", *Journal of Travel Research* 53(1): 44-57.

Filieri, R., (2016), " What makes an online consumer review trustworthy? " *Annals of Tourism Research* 58 (May 2016): 46–64.

Folse J. A., Porter III M., Godbole M. B., Reynolds K. E., (2016), " The effects of negatively valenced emotional expressions in online reviews on the reviewer, the review, and the product", *Psychology & Marketing*, 33(9), 747-760.

Forman C., Ghose A., Wiesenfeld B., (2008), " Examining the relationship between reviews and sales: the role of reviewer identity disclosure in electronicmarkets", *Information Systems Research* 19 (3), 291–313.

Garcia D., Schweitzer F., (2011), " Emotions in product reviews — empirics and models", 2011 IEEE International Conference on Privacy, Security, Risk, and Trust, and IEEE International Conference on Social Computing, IEEE 2011, 483–488.

Ghose A., Ipeirotis P.G., (2011), " Estimating the helpfulness and economic impact of product reviews: mining text and reviewer characteristics", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 23 (10), 1498–1512.

Godes D., Mayzlin D., (2004), " Using online conversations to study word-of-mouth communication", *Marketing Science* 23 (4) ,545–560.

Goldsmith R.E., Horowitz D., (2006), "Measuring motivations for online opinion seeking", *Journal of Interactive Advertising* 6 (2), 2–14.

Gottschalk S. A., Mafael, A., (2017), "Cutting through the online review jungle Investigating selective eWOM processing", *Journal of Interactive Marketing*, 37, 89-104.

Gruzd A., Doiron S., Mai P., (2011), " Is happiness contagious online? A case of Twitter and the 2010 Winter Olympics", *Proceedings of the 44th Hawaii International Conference on System Sciences*, IEEE 2011,1–9.

Gupta P., Harris J., (2010), "How e-WOM recommendations influence product consideration and quality of choice: A motivation to process information perspective", *Journal of Business Research*, 63(9), 1041-1049.

Güran A., Uysal M., Doğrusöz Ö., (2014), "Destek Vektör Makineleri Parametre Optimizasyonunun duygu analizi üzerindeki etkisi.", *DEÜ Mühendislik Fakültesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 16-48,86-93.

H.H. Kelley, (1973)," The processes of causal attribution", *American Psychologist* 28(2),107.

Hair Jr. J.F., Black W.C., Babin B.J., Anderson R.E., (2010) , "Multivariate Data Analysis: A Global Perspective", 7th Edition, Pearson Education, Upper Saddle River.

Harris R.B., Paradice D., (2007), "An investigation of the computer-mediated communication of emotions", *Journal of Applied Sciences Research* 3(12), 2081–2090.

Heider F., (1958), "The Psychology of Interpersonal Relations", John Wiley & Son, New York, 322.

Herr P.M., Kardes F. R., Kim J., (1991), "Effects of Word-of-Mouth and Product-Attribute Information on Persuasion: An Accessibility-Diagnosticity Perspective", *Journal of Consumer Research* ,17(4),454-462.

Hilbe J.M., (2011), " Negative Binomial Regression", 2nd Edition, Cambridge University Press.

Hochreiter S., & Schmidhuber J. (1997),"Long short-term memory. Neural computation", 9(8), 1735-1780.

Hong H., Xu D., Wang A., Fan W., (2017), " Understanding the determinants of online review helpfulness: A meta-analytical investigation", *Decision Support Systems* 102,1-11.

Hong H., Xu D., Wang G. A., Fan W., (2017), "Understanding the determinants of online review helpfulness: A meta-analytic investigation", *Decision Support Systems*, 102,1-11.

Hu N., Bose I., Koh N.S., Liu L., (2012), "Manipulation of online reviews: an analysis of ratings, readability, and sentiments", *Decision Support Systems* 52 (3),674–684.

Hu N., Koh N.S., Reddy S.K., (2014), "Ratings lead you to the product, reviews help you clinch it? The mediating role of online review sentiments on product sales", *Decision Support Systems* 57.

Huang A. H., Chen K., Yen D. C. and Tran T. P., (2015), "A study of factors that contribute to online review helpfulness," *Comput. Hum. Behav.* 48, 17-27.

Huffaker D., (2010), "Dimensions of leadership and social influence in online communities", *Human Communication Research* 36 (4) ,593–617.

Ito T. A., Larsen J. T., Smith N. K., Cacioppo J. T., (1998), "Negative information weighs more heavily on the brain: The negativity bias in evaluative categorizations", *Journal of personality and social psychology*, 75(4), 887.

Jin L., Hu B., He Y., (2014), " The recent versus the out-dated: An experimental examination of the time-variant effects of online consumer reviews", *Journal of Retailing*, 90(4), 552-566.

Jindal N., Liu B., (2008), " Opinion spam and analysis", *Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining*, ACM 2008, 219–230.

Johnson E.J., Payne J.W., (1985), "Effort and accuracy in choice", *Management Science* 31 (4) ,395–414.

Jones E.E., Davis K.E., (1965), " From acts to dispositions the attribution process in person perception", *Advances in Experimental Social Psychology*, 219–266.

Kahneman D., Tversky D., (1979), "Prospect theory: An analysis of decision under risk," *Econ., J. Econ. Soc.*, 47(2),263-291.

Karimi S., Wang F., (2017), "Online review helpfulness: Impact of reviewer profile image," *Decision Support Systems*, 96, 39-48.

Kayaalp K., Süzen A.A., (2014), "Derin Öğrenme ve Türkiye Deki Uygulamaları", Institution Of Economic Development And Social Researches, IKSAD Yayıncılık.

Khan M. A., Uddin M. F., Gupta, N., (2014), "Seven V's of Big Data understanding Big Data to extract value. ", *Conference of the American Society for Engineering Education*, Bridgeport, CT, USA, 1-5.

Kim J., Gupta P., (2012), " Emotional expressions in online user reviews: How they influence consumers' product evaluations", *Journal of Business Research*, 65(7), 985- 992.

Kim S.-M., Pantel P., Chklovski T., Pennacchiotti M., (2006), "Automatically assessing review helpfulness", *Proceedings of the 2006 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, 423–430.

Kostyra D. S., Reiner J., Natter M., Klapper D., (2016), "Decomposing the effects of online customer reviews on brand, price, and product attributes", *International Journal of Research in Marketing*, 33(1), 11-26.

Laitinen E.K., (2002), "A Dynamic Performance Measurement System: Evidence from Small Finnish Technology Companies", *Scandinavian Journal of Management*, 18(1), 65-69.

LeCun Y., Bengio Y., Hinton G., (2015), "Deep learning," *Nature*, 521, 436–444.

Lee M., Jeong M., Lee J., (2017), " Roles of negative emotions in customers' perceived helpfulness of hotel reviews on a user-generated review website: A text mining approach," *Int. J. Contemp. Hospitality Manage.*, 9(2), 762-783.

Li F., Huang M., Yang Y., Zhu X., (2011), "Learning to identify review spam", *Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*, AAAI Press 2011, 2488–2493.

Liu B., (2012), "Sentiment analysis and opinion mining: Synthesis lectures on human language Technologies", Morgan & Claypool Publishers, 1-167.

Liu Y., (2006), "Word of mouth for movies: its dynamics and impact on box office revenue, *Journal of Marketing* 70 (3),74–89.

Liu Z., Park S., (2015), " What makes a useful online review? Implication for travel product websites", *Tourism Management* 47,140-151.

Lockamy A., Spencer M.S., (1998), "Performance Measurement In The Theory of Constraints Environment", *International Journal of Production Research*, 36(8), 2045-2060.

Long J. S., Freese J., (2014), "Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata", 3rd Edition, Stata Press.

López C., Farzan R., (2014), "Analysis of local online review systems as digital word-of mouth, *Proceedings of the Companion Publication of the 23rd International Conference on World Wide Web Companion, International World Wide Web Conferences Steering Committee*, 457–462.

Lu Y., Tsaparas P., Ntoulas A., Polanyi L., (2010), " Exploiting social context for review quality prediction",

Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web, ACM 2010, 691–700.

Lupfer M. B., Weeks M., Dupuis S., (2000), " How pervasive is the negativity bias in judgments based on character appraisal? *Personality and Social Psychology Bulletin*", 26(11), 1353.

Malik M. S. I., Hussain A., (2017),” Helpfulness of product reviews as a function of discrete positive and negative emotions," *Comput. Hum. Behav.*,73,290-302.

Malik M., Hussain A., (2018),” An analysis of review content and reviewer variables that contribute to review helpfulness," *Inf. Process. Manage.*,54(1), 88-104.

Martin W.C., Lueg J. E., (2013), " Modeling word-of-mouth usage", *Journal of Business Research*, 66(7), 801-808.

März, A., Schubach S., Schumann J. H., (2017), "Why Would I Read a Mobile Review?" device compatibility perceptions and effects on perceived helpfulness", *Psychology & Marketing*, 34(2), 119-137.

Mayzlin D., Dover Y., Chevalier J., (2014), "Promotional reviews: an empirical investigation of online review manipulation", *American Economic Review* 104 (8), 2421–2455.

Mert, M., (2016), " Yatay Kesit Veri Analizi Bilgisayar Uygulamaları", Ankara: Detay Yayıncılık.

Metzger M., Flanagin A., Nekmat E., (2015), "Comparative Optimism in Online Credibility Evaluation Among Parents and Children *Journal of Broadcasting and Electronic Media*", 59,509-529.

Muchnik L., Aral S., Taylor S. J., (2013), "Social Influence Bias: A Randomized Experiment". *Science*. 341 (6146): 647–651.

Mudambi S., Schuff M., (2012),” What makes a helpful review? A study of customer reviews on Amazon.com”, *MIS Quart.*,34(1),185-200.

Mudambi S.M., Schuff D., (2010), "What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com", *MIS Quarterly* ,34 (1),185–200.

Naik K., Joshi A., (2017),” Role of Big Data in Various Sectors”,2017 International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud), Tirupur, India, 117-122.

Nan H., Zhang, J., Pavlou P.A., (2009), "Overcoming the J-shaped Distribution of Product Reviews". *Commun. ACM*. 52 (10), 144–147.

Nielsen, (2012), "Global Consumers' Trust in ‘Earned’ Advertising Grows in Importance", <https://www.nielsen.com/us/en/press-releases/2012/nielsen-global-consumers-trust-in-earned-advertising-grows/>(Erişim Tarihi: 12/02/2020).

Nisbett R., Ross L., (1980), " Human inference: Strategies and shortcomings of social judgment", Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.

Norman G. J., Norris C. J., Gollan J., Ito T. A., Hawkley L. C., Larsen J. T., Berntson G. G., (2011), "Current emotion research in psychophysiology: The neurobiology of evaluative bivalence", *Emotion Review*, 3(3), 349.

Ohlhorst F., (2013), "Big Data Analytics: Turning Big Data into Big Money. New Jersey: Wiley Publicity.

Okul Ş., Aksu D., Aydın M. A., (2019), "Applications of Deep Learning and Big Data Technologies," *2019 16th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, Istanbul ,550-553

O'Mahony M.P., Smyth B., (2009), "Learning to recommend helpful hotel reviews", *Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems*, ACM 2009, 305–308.

Ott M., Choi Y., Cardie C., Hancock J.T., (2011), " Finding deceptive opinion spam by any stretch of the imagination", *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Human Language Technologies*, 1, Association for Computational Linguistics 2011, 309–319.

Öztürk Ü., (2006), "Organizasyonlarda Performans Yönetimi", İstanbul: Sistem.

Pan Y., Zhang J. Q., (2011), " Born unequal: A study of the helpfulness of user-generated product reviews", *Journal of Retailing* 87(4),598-612

Park D.-H., Lee J., Han I., (2007), " The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: the moderating role of involvement", *International Journal of Electronic Commerce* 11(4),125–148.

Posner M. I., (1988), "Structures and function of selective attention", In T. Boll & B. K. Bryant (Eds.), *The Master lecture series, Clinical neuropsychology and brain function: Research, measurement, and practice* American Psychological Association,7,173–202.

Prithivirajan M., Lai V., Shim K. J., (2015), "Analysis of Aspects and Star Ratings in Consumer Reviews", ISAAC 2015: International Symposium on Advanced and Applied Convergence: November 12-15, Seoul: Proceedings. Research Collection School Of Information Systems, 32-38.

Purnawirawan N., De Pelsmacker P., Dens N., (2012), "Balance and sequence in online reviews: How perceived usefulness affects attitudes and intentions", *Journal of Interactive Marketing*, 26(4), 244-255.

Racherla P., Friske W., (2012), "Perceived 'Usefulness' of Online Consumer Reviews: An Exploratory Investigation across Three Services Categories", *Electronic Commerce Research and Applications* 11(6): 548-59.

Riordan M.A., Kreuz R.J., (2010), "Emotion encoding and interpretation in computermediated communication: reasons for use", *Computers in Human Behavior* 26 (6),1667–1673.

Russell M.A., (2013), "Mining the Social Web: Data Mining Facebook, Twitter, LinkedIn, Google+, GitHub, and More", 2nd Edition, O'Reilly Media, Inc.

Salehan M., Kim D. J., (2016), "Predicting the performance of online consumer reviews: A sentiment mining approach to big data analytics," *Decis. Support Syst.*, 81, 30-40.

Schindler R.M., Bickart B., (2012), "Perceived helpfulness of online consumer reviews: the role of message content and style", *Journal of Consumer Behaviour* 11 (3), 234–243.

Schmidhuber J., (2015), "Deep learning in neural networks: An overview," *Neural Networks*, 61, 85–117.

Sen S., Lerman D., (2007), "Why are you telling me this? An examination into negative consumer reviews on the web", *Journal of Interactive Marketing* 21 (4), 76–94.

Singh V. K., Nishant R., Kitchen P. J., (2016), "Self or simulacra of online reviews: an empirical perspective", *Psychology & Marketing*, 33(12), 1112-1118.

Songur H. M., (1995), "Mahalli İdarelerde Performans Ölçümü", Mahalli İdareler Genel Müdürlüğü Yayını: No:6, Ankara.

Soroka S., Fournier P., Nir L., (2019), "Cross-national evidence of a negativity bias in psychophysiological reactions to news", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(38), 18888.

Srivastava U., Gopalkrishnan S., (2015), "Impact of Big Data Analytics on Banking Sector: Learning for Indian Banks", *Procedia Computer Science*, 50, 643-652.

Stieglitz S., Dang-Xuan L., (2013), "Emotions and information diffusion in social media-sentiment of microblogs and sharing behavior", *Journal of Management Information Systems* 29 (4), 217–248.

Streitfeld D. (2011), "In a race to out-rave, 5-star web reviews go for \$5", *New York Times*, 19.

Şeker S. E., (2016), "Duygu Analizi (Sentimental Analysis)", *YBS Ansiklopedi*, 3(3), 21-36.

Takahashi K., Ohara N., Antonucci T.C., Akiyama H., (2002), "Commonalities and differences in close relationships among the Americans and Japanese: a comparison by the individualism/collectivism concept", *International Journal of Behavioral Development* 26 (5), 453–465

Thelwall M., Buckley K., (2013), "Topic-based sentiment analysis for the social web: the role of mood and issue-related words", *Journal of the American Society for Information Science and Technology* 64 (8).

Thelwall M., Buckley K., Paltoglou G., Cai D., Kappas A., (2010), "Sentiment strength detection in short informal text", *Journal of the American Society for Information Science and Technology* 61 (12), 2544–2558

Tversky A., Kahneman D., (1974), "Judgment under uncertainty: heuristics and biases", *Science* 185 (4157), 1124–1131.

Ullah R., Amblee N., Kim W., Lee H., (2016),” From valence to emotions: Exploring the distribution of emotions in online product reviews," *Decis. Support Syst.*, 81, 41-53.

Vaish A., Grossmann T., Woodward A., (2008), " Not all emotions are created equal: the negativity bias in social-emotional development. *Psychological Bulletin*", 134(3), 383.

Vural G., Cambazoglu B. B., Senkul P., Tokgoz O., (2013), " A framework for sentiment analysis in Turkish: Application to polarity detection of movie reviews in Turkish", *Computer and Information Sciences III*, 437-445.

Walsh J.P., (1988), "Selectivity and selective perception: an investigation of managers' belief structures and information processing", *Academy of Management Journal* 31 (4), 873–896.

Wan J., Tang S., Li D., Wang, S., Liu, C., Abbas, H. and Vasilakos, A. V., (2017)” A Manufacturing Big Data Solution for Active Preventive Maintenance”, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 13(4), 2039-2047.

Web1, (2020),
https://www.beyaz.net/tr/yazilim/makaleler/derin_ogrenme_deep_learning_nedir.html, (Erişim Tarihi: 14/12/2020).

Web2, (2020), <https://www.veribilimiokulu.com/blog/yapay-sinir-aglari/>, (Erişim Tarihi: 14/12/2020)

Web3, (2016), <https://www.statista.com/statistics/616225/worldwide-big-databusiness-analytics-revenue/>, (Erişim Tarihi:10.12.2020).

Willemsen L. M., Neijens P. C., Bronner F., de Ridder J. A., (2011), “Highly recommended!” the content characteristics and perceived usefulness of online consumer reviews,” *Journal of Computer-Mediated Communication*, 17(1),19–38.

Wisco B. E., Gilbert K. E., Marroquín B., (2014), "Maladaptive processing of maladaptive content: Rumination as a mechanism linking cognitive biases to depressive symptoms”, *Journal of Experimental Psychopathology*, 5(3), 329.

Wu P., (2013), " In search of negativity bias: An empirical study of perceived helpfulness of online reviews", *Psychology & Marketing*, 30(11), 971-984.

Yeşilyurt A., Şeker S.E., (2017), "Metin Madenciliği Yöntemleri ile Twitter Duygu Analizi," *YBS Ansiklopedi*, 4(2).

Yin D., Bond S., Zhang H., (2014), "Anxious or angry? Effects of discrete emotions on the perceived helpfulness of online reviews", *MIS Quart.*,38(2), 539-560.

Yu S., Yang D., Feng X., (2017), "A Big Data Analysis Method for Online Education", 2017 10th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA), Changsha, China, 291-294.

Yücel R., (1999), " İnsan kaynakları yönetiminde başarı değerlendirme", İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi.

Zerenler M., (2003), "Kriz Dönemlerinde İşletmelerde Üretim Süreci Esnekliğinin Şirketlerin Performans ve Yaşam Sürelerine Etkileri ", Yayınlanmamış Doktora Tezi, Konya.

ÖZGEÇMİŞ

Esra DEMİROĞLU 1989 yılında Sakarya’da doğdu. 2012 yılında Sakarya Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü’nü, 2013 yılında da aynı üniversitenin Endüstri Mühendisliği bölümünden mezun oldu. 2013’ten bu yana sırasıyla TÜBİTAK, TAMEK, BMC Savunma Sanayi’nde SAP alanında İş uygulamaları Uzmanı olarak çalıştı şu an Yıldızlar Yatırım Holding’de Dijital Dönüşüm departmanında kariyerine devam etmektedir.