

PAZARLAMA STRATEJİSİNDE ÖNEMLİ BİR PARAMETRE OLARAK TÜKETİCİ YORUMLARI: TÜKETİCİ YORUMLARINDAKİ PUANLAMALAR İLE DUYGUSAL EĞİLİMLER ARASINDAKİ İLİŞKİ

Hıdır POLAT¹

Yılmaz AĞCA²

Atıf/©: Polat, H. ve Ağca, Y. (2022). Pazarlama stratejisinde önemli bir parametre olarak tüketici yorumları: Tüketici yorumlarındaki puanlamalar ile duygusal eğilimler arasındaki ilişki. *Hitit Sosyal Bilimler Dergisi*, 15(2), 470-488. doi:10.17218/hititsbd.1127965

Özet: Sosyal medya insanların duygularını yaşadıkları ve paylaştıkları bir alana dönüşmüştür. Dolayısıyla bireylerin satın aldıkları ürün ya da hizmetlerle alakalı yaptıkları yorumlar ve değerlendirme puanlamaları, diğer müşterilerin satın alma davranışlarını etkilemektedir. Müşteriler, kullanıcıların duygusal eğilimlerine ilişkin kaniya genellikle verdikleri puanlamalar üzerinden ulaşmaktadır. İşletmelerin ise, kullanıcı yorumlarında saklı olan duygusal eğilimleri kullanıcı puanlamaları üzerinden tahmin etmeleri pazarlama sürecindeki atılacak adımları sorgulanabilir kılmaktadır. Bazen tüketiciler bir ürüne verdiği düşük puanlı bir yorumda olumlu ifadeleri çok daha fazla kullanabilmekte ve düşük puanın gerekçesini tek bir faktöre bağlayabilmektedir. Buna benzer örnekler, puanlar ile yorumlar arasındaki ilişkinin sorgulanmasına yol açmaktadır. Araştırmanın amacı, tüketicilerin ürün ve hizmet kullanımından sonra verdikleri puanların, yorumlardaki duygusal eğilimlerin bir ölçüsü olarak kabul edilip edilemeyeceğini sorgulamaktır. Kullanıcı yorumlarına yönelik gerçekleştirilen metin madenciliği uygulaması sebebiyle araştırma nicel araştırma özelliğine sahiptir. Verilerin toplanması sürecinde web madenciliği/kazıma tekniği kullanılmıştır. Veriler popüler turizm platformu olan TripAdvisor.com üzerinden elde edilmiştir. Elde edilen verilerin analiz edilmesinde metin madenciliği tekniklerinden biri olan duygu analizi kullanılmıştır. Verilerin analiz sürecinde ise veri madenciliğinde etkin kullanıma sahip olan R programlama dilinden yararlanılmıştır. Araştırma neticesinde, tüketici puanlamalarının pozitif duygusal eğilimleri yansıtmaya başarısının daha yüksek olduğu; negatif duygusal eğilimlerle arasında açıklık olduğu görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Pazarlama, tüketici yorumları, tüketici puanlamaları, duygu analizi

Consumer Comments as an Important Parameter in Marketing Strategy: The Relationship Between the Scorings in Consumer Comments and Emotional Trends

Citation/©: Polat, H. and Ağca, Y. (2022). Consumer comments as an important parameter in marketing strategy: The relationship between the scoring in consumer comments and emotional trends. *Hitit Journal of Social Sciences*, 15(2), 470-488. doi: 10.17218/hititsbd.1127965

Abstract: Social media has become an area where people live and share their emotions. Therefore, the comments and evaluation ratings individuals make about the products or services they purchase affect the purchasing behavior of other customers. Customers generally reach an opinion about the

Araştırma Makalesi / Research Article

Makale Geliş Tarihi / Submitted: 8.6.2022

Makale Kabul Tarihi / Accepted: 3.12.2022

¹ Sorumlu Yazar, Dr. Öğr. Üyesi, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi/ Niksar Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Halkla İlişkiler ve Reklamcılık Bölümü / hidir.polat@gop.edu.tr, <http://orcid.org/0000-0002-7839-4666>

² Dr. Öğr. Üyesi, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Niksar Meslek Yüksekokulu, Otel, Lokanta ve İkram Hizmetleri Bölümü, yilmaz.agca@gop.edu.tr, <http://orcid.org/0000-0002-5912-0977>

emotional tendencies of users through the ratings they give. The fact that businesses predict the emotional tendencies hidden in user comments through user ratings makes the steps to be taken in the marketing process questionable. Sometimes consumers may use positive expressions much more in a low-scoring review of a product and attribute the reason for a low score to a single factor. Similar examples lead to questioning the relationship between ratings and reviews. The research aim of the research is to investigate whether consumers' scores after product and service use can be considered as a measure of emotional tendencies in comments. The research has a quantitative characteristic due to the text mining application for user reviews. Web mining/scraping technique used in the data collection process. The data was obtained from TripAdvisor.com, a popular tourism platform. Sentiment analysis, one of the text mining techniques, was used to analyze the obtained data. R programming language, which has practical use in data mining, was used in the data analysis process. As a result of the research, it was observed that the success of consumer ratings in reflecting positive emotional tendencies is higher. At the same time, there is a gap between negative emotional tendencies.

Keywords: *Marketing, consumer reviews, consumer ratings, sentiment analysis*

1. GİRİŞ

Bilgi iletişim teknolojilerindeki gelişmeler ve internetin gündelik yaşamın ayrılmaz bir parçası haline gelmesi, işletmeler açısından pazarlama anlayışının stratejik bir dönüşüm geçirmesine zemin hazırlamıştır. Yeni dijital yaşam, işletmeler ve tüketiciler açısından yeni imkânlar sağlamıştır. İşletmeler açısından yeni pazar, dağıtım kanalları ve rekabet ortamları oluştururken; tüketim süreci içerisindeki bireyler açısından da daha geniş ürün ve hizmet yelpazesi, kolay erişim, ürün-hizmete ilişkin içerik oluşturabilme imkânları sağlamıştır. Bu tablo işletmelerin yoğun rekabet ortamında çevrimiçi platformlarda daha da etkin olmaları zorunluluğunu ortaya çıkarmaktadır. Tüketiciler açısından da her ne kadar kesintisiz alışveriş, bol ürün ve hizmet, ödeme ve iade kolaylığı, ürün-hizmete hakkında detaylı bilgi edinme olanağı sağlasa da diğer taraftan alışveriş kararlarının zorluğunu arttırmaktadır. Çünkü ürün-hizmet çeşitliliği, fiyat farklılıkları, ürün-hizmeti deneyememe durumu, kampanyalar, yoğun dijital reklamlar, dolandırılma tehlikesi gibi değişkenler devreye girmektedir. Tüketici tercihlerini bu noktada kolaylaştıran ürün-hizmeti kullanan müşterilerin değerlendirmeleri ve puanlamaları olmaktadır. Tüketiciler artık bir ürün ya da hizmeti satın almadan önce çok farklı çevrimiçi platformlardan incelemeler yapmaktadır. Dijital ortamdaki yeni anlayış, bir ürün ve hizmetin kullanılması sonrasında o ürün ve hizmete yönelik değerlendirmelerde bulunmaktır. Bu değerlendirmeler puanlamalar ve yorumlar şeklinde yapılmaktadır. Dolayısıyla çevrimiçi ağızdan ağıza iletişim ortamı oluşmaktadır. Nihayetinde çevrimiçi platformlarda oluşan bu yorumlar ve puanlamalar tüketicilerin satın alma davranışlarını etkilediği gibi işletmelerin de pazarlama stratejilerini etkilemektedir.

Bu araştırma çevrimiçi platformlardaki tüketici yorumları ve puanlamaları arasındaki ilişkiye odaklanmaktadır. Tüketiciler ürün ve hizmetlere yönelik hem puanlama yapmakta hem de duygularını ifade etmektedir. Dolayısıyla ürün ve hizmet satın alma sürecinde araştırma içerisinde olan potansiyel müşteriler yorumlar ve puanlamalarla karşılaşmaktadır. Bu süreçte bazı müşteriler tüm puanlara ve yorumlara göre hareket ederken bazı müşteriler sadece yorumlara ya da puanlara göre hareket etmektedir. İşletmeler ise pazarlama süreçlerinde tüketici yorumlarını ve puanlarını analiz ederek yeni pazarlama stratejileri belirlemektedir. Burada beliren temel soru puanlamalar ile yorumlar arasında eşleşmenin durumudur. Çünkü tüketiciler ürün-hizmete ilişkin değerlendirmelerinde olumlu kelimeleri daha yoğun kullandıkları değerlendirmelerinde düşük puanlar vermektedir. Dolayısıyla pazarlama stratejilerinin

belirlenmesi sürecinde puanlar ve yorumlar arasındaki ilişki de önem arz etmektedir. Araştırma kapsamında da tüketicilerin puanlamalarının yorumlardaki duygusal eğilimlerin bir ölçütü olarak kabul edilip edilemeyeceği sorgulanmaktadır.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

2.1. Pazarlama Sürecinde Çevrimiçi Tüketici Değerlendirmeleri

Bilgi iletişim teknolojilerindeki gelişmeler pazarlama açısından iki önemli değişimin tetikleyicisi olmuştur. Bunlardan biri e-ticaret sisteminin yaygınlaşması, diğeri ise kullanıcıların ürün ve hizmetlere ilişkin bağımsız değerlendirme yapabilmeleridir (Ramachandran ve diğerleri, 2021, s. 299). Elektronik ağızdan ağıza iletişim olarak ifade edilen tüketici değerlendirmeleri işletmeler için bir fırsat ya da tehdit olarak tanımlanmaktadır. Aktif birer üretici olarak tüketicilerin sosyal ağlarda ürün ve hizmetlere ilişkin değerlendirmelerin işletmelerin güvenilirliğini sarsmakta ya da iyileştirmektedir (Fu ve diğerleri, 2015, s.616; Tsao ve diğerleri, 2015, s.101). Kısaca e-ticaret sistemi içerisinde elektronik ağızdan ağıza iletişim, gücü tüketicilere doğru kaydırmaktadır (Hennig-Thurau ve diğerleri, 2004, s.42).

Dolayısıyla, e-ticaret küresel perakende çerçevesinin vazgeçilmez bir parçası haline gelmektedir. Modern yaşamın devam eden dijitalleşmesi sayesinde, hemen hemen her ülkeden tüketiciler, çevrimiçi işlemlerin avantajlarından faydalanmaktadır. İnternet benimsenmesi ve erişimi dünya çapında hızla artarken, dijital müşterilerin sayısı her yıl tırmanmaya devam etmektedir. 2020 yılında, iki milyardan fazla insan çevrimiçi mal veya hizmet satın almış ve aynı yıl boyunca e-perakende satışlar dünya çapında 4,2 trilyon \$ aşmıştır (Coppola, 2022). Bu oranın önümüzdeki yıllarda daha da artacağı tahmin edilmektedir (Estay, 2022). Son iki yıldır dünyanın karşı karşıya kaldığı Covid-19 pandemisi nedeniyle alınan koruma yöntemleri, insanları biraz daha çevrimiçi alışverişe yöneltmiştir (Grashuis ve diğerleri, 2020, ss.1-2).

Özetle, işletmeler açısından pazarlama süreçlerinde e-ticaret olmazsa olmaz bir rol oynamaya başlamıştır. Her ne kadar bilgi iletişim teknolojileri alıcı ve satıcı arasındaki mekânsal ve zamansal ayrışmayı meydana getirerek müşterilerde büyük belirsizlikler yaratsa da e-ticaret sistemi içerisinde müşteri değerlendirmeleri bir bilgi kaynağı olarak var olan belirsizliğin giderilmesine yardımcı olmaktadır. Hatta ikna edici bir satış temsilcisi rolüne bürünerek potansiyel müşterilerin satın alma kararlarını kolaylaştırmaktadır (Ramachandran ve diğerleri, 2021, ss.299-300; Ghimire ve diğerleri, 2022, s.1). Dolayısıyla son yıllarda tüketiciler e-ticaret sistemi içerisinde ilgilendiği ürün ya da hizmetle alakalı olarak diğer tüketicilerin değerlendirmelerini araştırma eğilimi göstermektedir. Elektronik platformlar üzerinde yer alan ürün görüşleri ve değerlendirmeleri bir nevi ağızdan ağıza iletişimin dijital boyuttaki karşılığı olmaktadır. Etkisi göz önünde bulundurulduğunda pazarlama fonksiyonu açısından vazgeçilmez bir araç haline gelmektedir (Pan ve Zhang, 2011, s.598). Tüketicilerin dijital platformlarda ürün ve hizmetlerle alakalı görüşlerini ve değerlendirmelerini paylaşımlarının temelinde birçok güdüleyici faktör bulunmaktadır. Hennig-Thurau ve diğerlerine göre (2004, ss.42-44) bu faktörler şunlardır:

- Müşterilerin olumlu ya da olumsuz değerlendirmeleriyle diğer müşterilerin satın alma davranışlarına yardımcı olmak ve onları olumsuz deneyimlerden kurtarmaktır.
- Ürün ve hizmetlerle alakalı deneyimlerini ve görüşlerini paylaşarak tüketim sürecinin faydasını arttırmaktır. Böylelikle potansiyel müşteriler ürün ve hizmetin kullanılması, anlaşılması, çalıştırılması, onarılması gibi süreçler hakkında bilgi sahibi olacaktır.

- Onaylamaktır. Tüketiciler diğer tüketicilerin değerlendirmeleri ve görüşleri doğrultusunda gerçekleştirdiği satın alma davranışının sonucundaki deneyimden hareketle bir onaylama çabası ortaya koymaktadır.
- Şikâyetlerini daha kolay dile getirebilmektir. Elektronik ortamda şikâyetlerini dile getirmesi bir işletmeye ulaşmaktan daha kolay olmaktadır.
- Denge sağlamaktır. Yaşanılan olumlu ya da olumsuz tüketim deneyimi neticesinde hissettiklerini paylaşarak dengeyi sağlama isteği tüketicilerin değerlendirme gerekçeleri arasındadır. Çünkü bireyler olumlu duygularını ifade etmek, olumsuz duygularını açığa çıkarmak isterler.

Müşterilerin satın alma davranışları üzerinde sosyal ağlarda bulunan kullanıcı değerlendirmelerinin ve görüşlerinin büyük etkisi vardır (Park ve Nicolau, 2015, ss.68-69; Tsao ve diğerleri, 2015, ss.99-100; Filieri, 2015, s.1261; Salehan ve Kim, 2016, s.30; Li ve diğerleri, 2020, ss.332-333). Lakin müşteriler satın alma sürecinde bu görüşleri aynı ölçüde değerlendirememektedir. Değerlendirme süreçlerinde motivasyonları farklılıklar göstermektedir. Erken satın alma süreci içerisindeki müşteriler, satın alma sürecindeki alışveriş yükünü hafifletmek için genellikle diğer müşterilerin ürün ya da hizmete ilişkin paylaştığı puanlamalara (düşük ya da yüksek) ya da ikna edici güçlü bir olumsuz yoruma göre hareket etmektedir. Geç satın alma süreci içerisinde bulunan müşteriler daha hassas hareket ederek olabildiğince kullanıcı görüşlerini incelemekte ve yararlılığını değerlendirmektedir. Nitekim bu aşamadaki en temel sorun dijital platformlardaki kullanıcı değerlendirmelerinin anonim, değişken ve hacimli yapısıdır. Bu durum müşterilerin tüketici değerlendirmeleri arasında hangilerinin en mantıklı olduğuna karar vermesini zorlaştırmaktadır (Pan ve Zhang, 2011, ss.599-601; Salehan ve Kim, 2016, s. 30). Özellikle ürün değerlendirmeleri ve puanlamaları arasındaki uyumsuzluk tüketicinin satın alma sürecindeki değerlendirmesini etkilemektedir (Ramachandran ve diğerleri, 2021, s.300). Tüketici değerlendirmeleri ve puanlamaları arasındaki tutarsızlık inceleme sürecinde müşterilerin yararlılığı değerlendirmesini zorlaştırmakta ve satın alma davranışını olumsuz etkilemektedir (Tsang ve Prendergast, 2009, ss.689-690). İşletmeler açısından tüketici tercihlerini çevrimiçi tüketici yorumlarından ve puanlamalardan öğrenebilmek oldukça önemlidir. İşletmeler yorumlardan ve puanlamalardan elde ettikleri kritik bilgileri; “kapasite planlama, ürün fiyatlandırma, pazar bölümlendirme, reklam ve ürün tavsiyesi” (Li ve diğerleri, 2020, s.332), promosyon ve fiyatlandırma stratejileri (Ghimire ve diğerleri, 2022, s.1) gibi süreçlerde etkin olarak kullanılmaktadır. Dikkat edilmesi gereken temel nokta, tüketici değerlendirmeleri ile satışlar arasında ilişkinin varlığıdır. Olumlu tüketici değerlendirmeleri satışları artırırken, olumsuz tüketici değerleri tersi bir etki yaratmaktadır (Park ve Nicolau, 2015, s.69). İşletmeler bu süreçte büyük fırsatlar barındıran tüketicilerin çevrimiçi değerlendirmelerindeki bilgi örüntülerini ortaya çıkarmalı ve marka imajı, marka konumlandırması süreçlerinde kullanmalıdır (Alzate ve diğerleri, 2022, s.1).

2.2. Kullanıcı Değerlendirmeleri ve Veri Analitiği

Tüketiciler ve işletmeler açısından müşterilerin çevrimiçi yorumları ve puanlamaları bir hayli önemlidir. Tüketiciler açısından, çevrimiçi yorumların hepsini incelemek mümkün değildir. Bu aşamada tüketiciler için müşterilerin ürün ve hizmetlere ilişkin puanlamaları ya da olumsuz yorumları daha büyük rol oynamaktadır. İşletmeler açısından ise çevrimiçi yorumların ve puanlamaların birlikte değerlendirilmesi gerekmektedir. Dolayısıyla tüketicilerin yaptığı yorumlar, veri olarak büyük bir değer taşımaktadır. İnternet, işlendiğinde veya analiz edildiğinde, çok değerli bilgiler çıkartılabilecek, çağımız için muazzam büyüklükte veri barındırmaktadır. Bu

değerli verinin bir parçasını, kişilerin olumlu/olumsuz bir şey hakkında yaptıkları yorumlar oluşturmaktadır. Çeşitli yöntemlerle elde edilebilecek kamuya açık bu veriler, yeni araştırma yöntemlerinin ve veri analiz metotlarının önünü açmıştır. Metin madenciliği, doğal dil işleme gibi analiz yöntemleriyle analiz edilen bu veriler pek çok alanda kullanılmaktadır.

Bahsedilen bu yeni analiz teknikleri kullanıcı yorumları; konuşma tanıma, bir metnin özet hale getirilmesi, duygu analizi, konu çıkarma, ilişki çıkarma, makine tercümesi, corpus analizi gibi amaçlar için kullanılmaktadır. Metin madenciliği, makine öğrenmesi ve diğer birçok istatistiki ve veri madenciliği yöntemini kullanılarak yapılan, insan dilini işleme temeline dayalı, bu işlemlere genel olarak doğal dil işleme (natural language processing) denilmektedir (Hagiwara, 2021, ss.4-5; Brownlee, 2019; Deng ve Liu, 2018, ss.1-2). Metin madenciliği ise, kitaplar, web sayfaları, e-postalar, raporlar veya ürün açıklamaları gibi çeşitli belge türlerinin yapılandırılmamış metinsel verilerindeki ilginç kalıpların araştırılması veya tanımlanması yoluyla belgelerden yararlı bilgiler çıkarmaya çalışan bir dizi tekniği açıklayan bir terimdir (Truyens ve Eecke, 2014, s.153).

Metin madenciliği, bilgi ayıklama, bilgi alma, doğal dil işleme, kümeleme ve kategorilere ayırma gibi amaçlarla yapılmaktadır (Lee ve diğerleri, 2022, s.89; Tyagi, 2021; Rai, 2019; Gaikwad ve diğerleri, 2014, s.43). Birçok alanda metin madenciliği ve doğal dil işleme işlemleri yapılmaktadır. Gerek ticari işletmelerde gerekse bilimsel araştırmalarda bu teknikler kullanılmaktadır. Özellikle ticari işletmelerde ürün ve hizmetlerin iyileştirilmesi açısından müşteri yorumları/görüşleri önemli değer taşımaktadır (Palese ve Usai, 2018, s.133; Akter ve Wamba, 2016, ss.173-174; Singh ve diğerleri 2014, s.329; Kim ve Srivastava, 2007, s.293).

Duygu analizi diğer adıyla fikir madenciliği, yazarın duyarlılığı (olumlu, olumsuz, tarafsız ve ötesi) için metni otomatik olarak analiz etmek için makine öğrenimi ve doğal dil işlemeyi kullanan bir metin madenciliği tekniğidir (Wolff, 2020). Duygu analizinde amaç, bir metnin olumlu, olumsuz veya nötr olduğunu, metinde geçen ifadeler yardımıyla doğru şekilde, otomatik olarak tanımlamaktır.

3. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Tüketicilerin çevrimiçi platformlar üzerinde gerçekleştirdikleri yorumlar ve puanlamalarla alakalı olarak çok sayıda araştırma yapılmıştır. Bu araştırmalardan birçoğu tüketici değerlendirmelerinin diğer tüketicilerin satın alma davranışları üzerindeki etkisini açıklamaktadır (Antonio ve diğerleri, 2018; Santos ve Lopez, 2017; Kim ve diğerleri, 2015; Serra ve diğerleri, 2014; Coulter ve Roggeveen, 2012). Tüketici değerlendirmeleri üzerine yapılan bazı araştırmalarda tüketici değerlendirmelerinin ürün-hizmet karlılığı üzerinde (Chevalier ve Mayzlin, 2018; Deng ve diğerleri, 2017; Hu ve diğerleri, 2008; Godes ve Mayzlin, 2004; Chevalier ve Goolsbee, 2003) bazı araştırmalarda da tüketici puanlamalarının satışlar üzerinde ve ürün hizmet seçiminde etkili olduğu görülmüştür (Tafesse, 2021; Alalwan, 2020; Li ve diğerleri, 2018; Wang ve diğerleri, 2015; Floyd ve diğerleri, 2014).

Yapılan araştırmalar genellikle ya tüketici yorumlarını ya da puanlamalarını ele almaktadır. Araştırmalarda nicel bileşenleri nitel bileşenlerle birlikte ele almak soruna yönelik daha kapsamlı bir bakış açısı sağlayacaktır. Bu noktada arzu edilen tablo metin madenciliği kapsamında gerçekleştirilen sık kullanılan terimler, konular, duygu polaritesi, örüntü çıkarma gibi uygulamalarla elde edilebilir (Duan ve diğerleri, 2015, ss. 282-283). Metin madenciliğinin kullanıldığı çalışmalarda ise temel odak noktasının tüketici-kullanıcı yorumları (Alzate ve diğerleri, 2022; Yi ve Oh, 2022) oldukları görülmektedir.

Doğal dil işleme ve tüketici yorumları üzerine pek çok çalışma bulunmaktadır. Bunları birçok dilde ve farklı iş kollarında görmek mümkündür. Bu çalışmalar; müşteri memnuniyeti (Piris ve Gay, 2021; Liu ve diğerleri, 2021; Wei ve diğerleri, 2020), pazarlama araştırma destek sistemi (Arai ve diğerleri, 2019), içerik analizi yoluyla müşteri beğenilerini bulmak (Pantelidis, 2010), duyarlılık iyileştirme (Jain, 2020), duygu analizi (Tontini, ve diğerleri, 2021; Kang, 2017), müşteri şikâyetlerinin tanımlanması (Choe ve diğerleri, 2012), ürün tasarımı için müşteri ihtiyaçlarının belirlenmesi (Shi ve Peng, 2021) gibi pek çok amaç için yapılmıştır. Duygu analizi, metin madenciliği ve doğal dil işleme çalışmalarının önemli bir kolunu oluşturmaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalara bakıldığında, genellikle farklı yöntem ve algoritmaların doğru tahmini/performansı üzerine olduğu görülmektedir (Basiri ve diğerleri, 2021; Kaur ve diğerleri 2021; Li ve diğerleri, 2021; Singh ve diğerleri, 2021).

Buradan hareketle tüketici puanlamaları ve yorumlarını birlikte ele alan araştırmalar incelendiğinde çok sayıda çalışmanın olmadığı görülmektedir. Online müşteri değerlendirmeleri ile puanlamaları arasındaki ilişkiye yönelik metin madenciliği araştırmalarında (Dhar ve Bose, 2022; Tian ve diğerleri, 2021; Chatterjee, 2019) tüketici değerlendirmelerindeki duygusal eğilimlerin puanlamalarla ilişkili olduğu ve puanlamaları etkilediği görülmektedir. Tüketici yorumları ve puanlamaları arasındaki uyumun büyük önem taşıdığı belirtilmektedir. İki değişken arasındaki uyumsuzluk işlem maliyetini arttığı gibi tüketicilerin de daha fazla değerlendirme yapmalarına yol açacağından pazarlama aşamasında satış sürecini zorlaştıracaktır (Ramachandran ve diğerleri, 2021, s.300). Yapılan araştırmalar yorumlardaki duygusal eğilimlerin puanlamalar üzerindeki etkisine yöneliktir. Buradan hareketle bu çalışmanın temel araştırma sorusu şudur:

A.S: Tüketici derecelendirmeleri tüketici yorumlarındaki duygusal eğilimlerin ölçütü olarak kabul edilebilir mi?

4. ARAŞTIRMA

Bu başlık altında araştırmanın amacına, önemine, araştırmanın yöntemine ve bulgularına yer verilmiştir.

4.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu araştırmanın amacı hem işletmeler hem de tüketiciler açısından büyük öneme sahip olan tüketici puanlamalarının, yorumlarındaki duygusal eğilimlerin bir ölçütü olarak kabul edilip edilemeyeceğini sorgulamaktır. Çünkü birçok tüketici ürün-hizmetlere yönelik puanlamalarında yüksek puanlar verirken, yorumlarında olumsuz ifadelerle ya da tam tersine olumlu ifadelerle yer verirken puanlamalarında düşük puanlara yer verebilmektedir (Dhar ve Bose, 2022, s.2). Yapılan literatür araştırmalarında tüketici değerlendirmelerinin müşterilerin satın alma davranışlarını etkilediği göz önünde bulundurulduğunda, puanlamalar ve yorumlardaki duygular arasındaki uyumsuzluklar güvensizlik yaratmakta ve satın alma davranışlarını olumsuz etkilemektedir. Diğer taraftan bu durum işletmelerinde pazarlama stratejilerindeki başarı durumunu etkilemektedir. Dolayısıyla bu çalışma tüketicilerin puanlamaları ile yorumlardaki duygusal eğilimler arasındaki ilişkiye odaklandığı için hem işletmelerin pazarlama stratejilerini planlama evrelerinde hem de tüketicilerin satın alma süreçlerinde kullanılabilecek önemli bir argüman sunacağından önem arz etmektedir.

4.2. Araştırmanın Yöntemi

Araştırmada popüler seyahat platformlarından biri olan TripAdvisor.com sitesinden, hazırlanan bir algoritma yardımıyla 10/2020 tarihinde web kazıma yöntemiyle elde edilen kullanıcı değerlendirme puanları ve yorumları duygu analizi yöntemiyle analiz edilmiştir. Duygu analizi çalışmaları nicel araştırmalar içerisinde değerlendirilmektedir. Araştırma kapsamında elde edilen veriler içerisinde Türkçe ve İngilizce yorumlar kategorik hale getirilerek, ayrıştırılmıştır. Türkçe veri setinde 9869 yorum bulunurken; İngilizce veri setinde 2691 yorum bulunmaktadır.

Yöntem bir veri madenciliği işlemi olduğu için veriler öncelikle ön işleme sürecinden geçirilmiştir. Ön işleme sürecinde KNIME yazılımı kullanılmıştır. Ön işlemeyen geçmiş olan veri setleri üzerinde gerçekleştirilecek duygu analizi aşamasında R yazılımı kullanılmıştır. Veri setleri içerisinde saklı olan duygu polaritelerine erişmek için; Türkçe veri setlerinde Dehkharghani ve diğerlerine göre (2016), tarafından English WordNet, SentiWordNet ve SenticNet sözlüklerinden yararlanılarak geliştirilen SentiTurkNet duygu sözlüğü kullanılırken; İngilizce veri setlerinde SenticNet duygu sözlüğü kullanılmıştır.

SentiTurkNet duygu sözlüğünde, Türkçe dil yapısına ilişkin 15.000 civarında synset³ yer almakla birlikte bunlar pozitif, negatif ve nötr (tarafsızlık) olmak üzere kutuplarına ayrıştırılmış ve kelime türlerine göre işaretlenmiştir (Rumelli ve diğerleri, 2019, s.2). SenticNet, duygu analizi sürecinde sadece kelimelerin birlikte oluşma frekanslarından ziyade kelimeler arasında düz anlam ve yan anlam bilgisinden hareketle de duygu polaritesinin hesaplanmasına yönelik oluşturulan bir duygu sözlüğüdür. SenticNet (t.y.), “400.000 doğal dil kavramıyla ilişkili bir dizi anlambilim, duyarlık ve kutupsallık” sağlamaktadır.

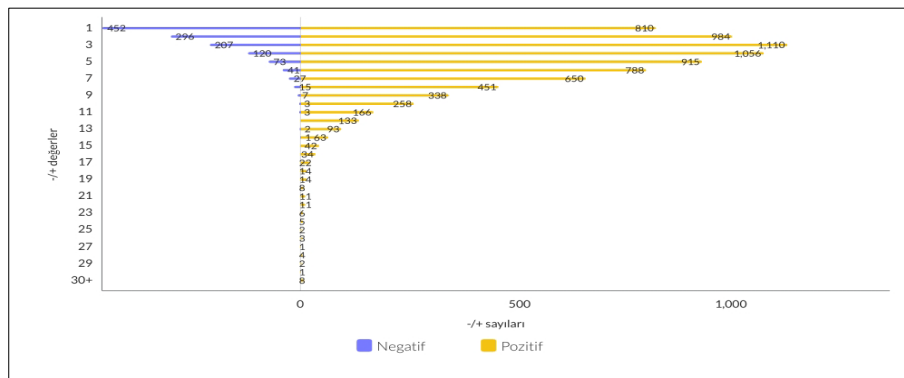
Veri setlerinde kullanıcı puanlamalarına göre 1 ve 2 puanlı yorumlar “Negatif” olarak etiketlenirken; 4 ve 5 puanlı yorumlar “Pozitif” olarak etiketlenmiştir. Veri setlerindeki 3 puanlı yorumlar araştırmacılar tarafından incelenerek duygu durumuna göre “Pozitif”, “Negatif” ve “Nötr” olarak ayrıştırılmıştır.

4.3. Bulgular

Araştırma kapsamında elde edilen bulgular veri setlerinin dil yapılarına göre; Türkçe veri setlerine ilişkin bulgular ve İngilizce veri setlerine ilişkin bulgular olmak üzere iki ayrı başlık altında sunulmuştur.

4.3.1. Türkçe veri setlerine ilişkin bulgular

Türkçe veri setlerine ilişkin gerçekleştirilen duygu analizi neticesinde, veri setinin duygu polarite dağılımı Şekil 1’de verilmiştir.



Şekil 1. Türkçe Veri Seti Duygu Polaritesi

³ Birbirinin yerine kullanılabilen bir veya daha fazla eş anlamlı sözcük grubu.

Şekil 1'e göre elde edilen bulgulardan hareketle müşteri yorumlarının duygu polaritesine ilişkin yüzdelerik dağılım Tablo 1'te verilmiştir.

Tablo 1. Duygu Polaritesi Yüzde Dağılımı

TripAdvisor yorum sayısı		9869
Analize giren yorum sayısı		9864
Duygu Dağılımı		
Duygu Durumu	f	%
Pozitif	8003	81,1
Negatif	1247	12,6
Nötr	614	6,22
	9864	100

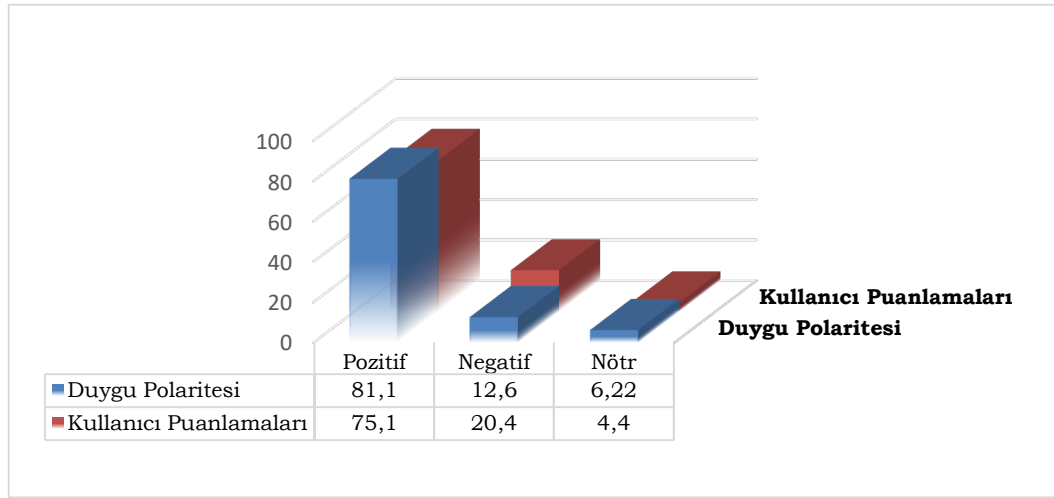
Şekil 1'e göre oluşturulan Tablo 1 incelendiğinde bütün yorumların analiz kapsamına dâhil edildiği görülmektedir. Duygu analizi neticesinde duygu polaritelerinin dağılımlarına bakıldığında “Pozitif” etiketli yorumların oldukça yüksek olduğu (%81,1) görülmektedir. “Negatif” etiketli yorumların ise oldukça düşük olduğu (%6,2) görülmektedir. Tarafsızlık olarak ifade edilebilecek olan “Nötr” etiketli yorumlarda düşük (%12,6) seviyededir.

Kullanıcıların yorum yaparken 1 ile 5 arasında gerçekleştirdikleri puanlamalara göre Tablo 2'deki etiket sınıflandırmaları incelendiğinde;

Tablo 2. Kullanıcı Puanlamalarına Göre Etiket Sınıflandırmaları

Kullanıcıların Puanlamaları							
Derece	1	2	3			4	5
Toplam	546	1041	1475			1762	5045
Yüzde	5,5	10,5	POS	NEG	NOTR	17,8	51,1
			6,16	4,37	4,40		

Kullanıcı puanlamalarına göre gerçekleştirilen sınıflandırmada kullanıcı yorumlarının 7415 (%75,134) tanesine “Pozitif” etiket verilmişken; 2019 (%20,458) tane kullanıcı yorumuna Negatif etiket verilmiştir. Geri kalan 435 (%4,407) tane yorum ise “Nötr” olarak etiketlenmiştir. Puanlamalara göre de müşterilerin büyük çoğunluğunun duygu eğilimi pozitifdir.

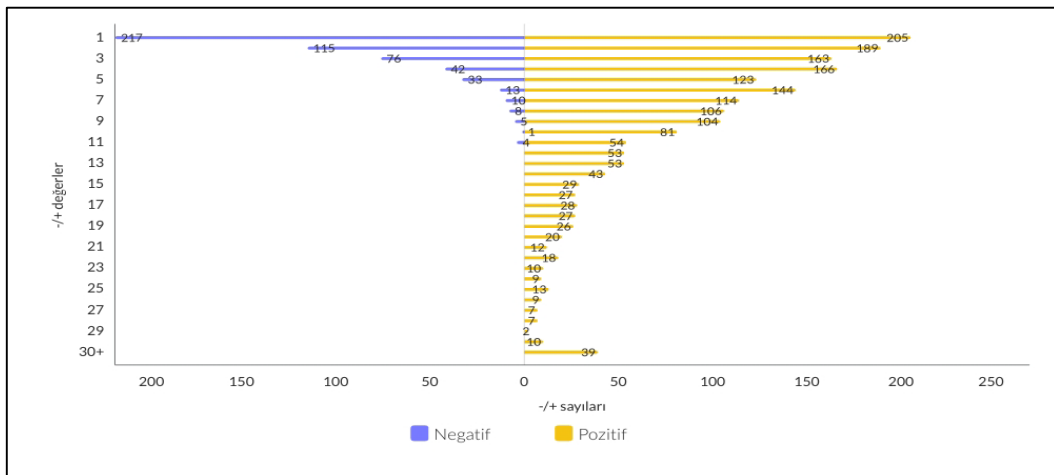


Şekil 2. Türkçe Veri Seti Duygu Polariteleri ve Kullanıcı Puanlamalarının Karşılaştırılması

Türkçe veri setlerinde kullanıcı puanlamaları ile duygu polariteleri grafiği incelendiğinde (Şekil 2), polarite sınıflandırmasında; pozitif olarak etiketlenen 8003 adet yorumun puanlamalarda 7415 tanesinin, negatif etiketlenen 1247 yorumun puanlamalarda 2019 tanesinin, nötr olarak etiketlenen 614 yorumun puanlamalarda 435 tanesinin etiketlendiği görülmektedir.

4.3.2. İngilizce veri setlerine ilişkin bulgular

Müşterilerin İngilizce olarak gerçekleştirdiği yorumlara ilişkin gerçekleştirilen duygu analizine göre, yorumların duygu polaritesinin dağılımı Şekil 2’de verilmiştir.



Şekil 3. İngilizce Veri Seti Duygu Polaritesi

Şekil 3’e göre elde edilen bulgulardan hareketle müşteri yorumlarının duygu polaritesine ilişkin yüzdelik dağılım Tablo 3’te verilmiştir. İngilizce içerikli yorumların neredeyse tamamı duygu analizi sürecinde analize tabi tutulmuştur. Müşteri yorumlarının duygu polaritelerine ilişkin bulgular (Şekil 2 ve Tablo 3) incelendiğinde, yorumların büyük çoğunluğunun (%70,428) pozitif etiketli olduğu görülmektedir. Negatif etiketli yorumlar ise pozitif etiketli yorumlara göre oldukça düşük (%19,515) seviyededir. Tarafsızlık olarak ifade edilen Nötr etiketli yorumlar ise Negatif etiketli yorumlar gibi düşük (%10,056) seviyededir.

Tablo 3. Duygu Polaritesi Yüzde Dağılımı

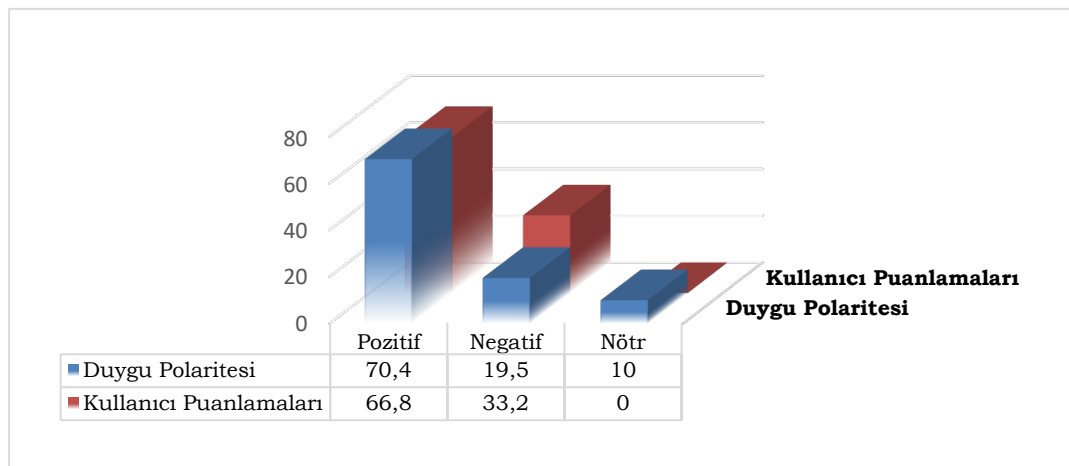
TripAdvisor yorum sayısı		2691
Analize giren yorum sayısı		2685
Duygu Dağılımı		
Duygu Durumu	f	%
Pozitif	1891	70,4
Negatif	524	19,5
Nötr	270	10,1
Toplam	9864	100

Kullanıcıların yorum yaparken 1 ile 5 arasında gerçekleştirdikleri puanlamalara göre Tablo 4 incelendiğinde;

Tablo 4. Müşteri Puanlamalarına Göre Etiket Sınıflandırmaları

Kullanıcıların Puanlamaları						
Derece	1	2	3		4	5
Toplam	493	217	311		518	1152
Yüzde	18,3	8,06	POS	NEG	19,2	42,8
			4,75	6,8		

Müşterilerin aldıkları hizmete ilişkin puanlamalarına göre; Pozitif etiketli puanlamaların oranı (%66,81) oldukça yüksektir. Puanlamalara göre negatif etiketli yorumların oranı (%33,18) ise orta düzeydedir. Kullanıcıların 3 puan verdikleri yorumlar araştırmacılar tarafından incelendiğinde tarafsızlık olarak ifade edilebilecek Nötr değerli yorumlara rastlanmamıştır. Buradan hareketle Şekil 4'te verilen grafik incelendiğinde;



Şekil 4. İngilizce Veri Seti Duygu Polariteleri ve Kullanıcı Puanlamalarının Karşılaştırılması

İngilizce veri setleri üzerine gerçekleştirilen duygu analizinde elde edilen duygu polaritelerine göre; pozitif sınıflandırılan 1891 yorumun puanlamalarda 1798 tanesi pozitif olarak etiketlenirken; negatif sınıflandırılan 524 yorumun ise puanlamalarda 893 tanesi negatif olarak etiketlenmiştir.

Duygu polaritesi nötr olarak sınıflandırılan 270 yorumun ise puanlamalarda bir karşılığı bulunmamaktadır.

5. SONUÇ

Tüketiciler satın alma süreçlerinde farklı motivasyonlara sahiptir. Tüketicilerin erken ya da geç satın alma süreçlerinde diğer tüketicilerin yorum ve puanlamaları etkilidir. Lakin erken satın alma sürecinde güçlü bir olumsuz yorum daha etkili olabilmektedir (Salehan ve Kim, 2016, s. 30; Pan ve Zhang, 2011, ss.599-601). Bu noktada göz ardı edilmemesi gereken hususlar, e-ticaret sistemi içerisinde ürün yelpazesinin çeşitliliği, reklam bombardımanları, çok sayıda kullanıcı yorumu ve puanlamaların varlığıdır. Böyle bir ortamda tüketicilerin satın alma süreçlerindeki zaman tasarrufları da değişken olarak belirmektedir. Dolayısıyla hem tüketiciler hem de işletmeler açısından puanlamalar ve yorumlar çok büyük önem taşımaktadır. Pazarlama stratejilerinin başarılı olmasında puan ve yorumlardan elde edilen bilgiler kritiktir. Bu bağlamda hem tüketiciler hem de işletmeler açısından büyük bir öneme sahip olan kullanıcı yorum ve puanlamalarının hem nitel hem de nicel olarak birlikte ele alınarak değerlendirilmesi önemlidir (Duan ve diğerleri, 2015, s.283).

Tüketici değerlendirmeleri ve puanlamaları arasındaki tutarsızlık inceleme sürecinde müşterilerin yararlılığı değerlendirmesini zorlaştırmakta ve satın alma davranışını olumsuz etkilemektedir (Tsang ve Prendergast, 2009, ss.689-690). Yapılan araştırmalar tüketicilerin yaptıkları yorumlar ve puanlamalar arasında kopuklukların var olduğunu (Dhar ve Bose, 2022; Tian ve diğerleri, 2021; Chatterjee, 2019) ortaya koymaktadır. Araştırma neticesinde elde edilen bulgular da bu sonuçları destekler niteliktedir. Öyle ki gerek Türkçe veri setlerinde gerekse İngilizce veri setlerinde tüketicilerin puanlamalarının yorumlardaki duygusal eğilimleri daha çok pozitif içerikli olanlarda yansıttığı görülmektedir. Negatif puanlamalara sahip yorumların her iki veri setindeki duygusal eğilimlerle ciddi sapmalar gösterdiği gözlemlenmektedir. Türkçe veri setlerinde nötr puanlamalar ile nötr duygusal eğilimler arasındaki yakınlık göze çarpmaktadır. Bu noktadaki temel sorun puanlamada 3 değerine sahip yorumları tüketicilerin tek tek değerlendirmesinin zorluğudur. Lakin İngilizce veri setlerinde puanlamalarda 3 değerine sahip yorumlar pozitif ve negatif içerikli değerlere sahipken, duygu analizinde bu etiketli sınıfın azımsanmayacak düzeyde nötr olarak sınıflandırıldığı görülmektedir.

Sonuç olarak, yüksek puanlı tüketici derecelendirmelerinin, olumlu duygusal eğilimlerle eşleşme oranı yüksek iken; düşük puanlı tüketici derecelendirmelerinin olumsuz duygusal eğilimlerle eşleşme oranı düşüktür. Araştırma sorusu göz önüne alındığında, tüketici derecelendirmeleri, tüketici incelemelerindeki duygusal eğilimlerle tam olarak eşleşmez. Yüksek puan alan derecelendirmeler yüksek eşleşme oranına sahipken, düşük puan alan derecelendirmelerin eşleşme oranı düşüktür. Dolayısıyla gerek tüketiciler satın alma süreçlerinde gerekse işletmeler pazarlama süreçlerinde puanlamalar ile yorumlardaki duygusal eğilimler arasındaki açıklığa dikkat etmelidir.

Hakem Değerlendirmesi: Dış bağımsız.

Çıkar Çatışması: Yazarlar çıkar çatışması bildirmemiştir.

Finansal Destek: Yazarlar bu çalışma için finansal destek almadığını beyan etmiştir.

Etik Onay: Bu makale, insan veya hayvanlar ile ilgili etik onay gerektiren herhangi bir araştırma içermemektedir.

Yazar Katkısı: Hıdır Polat (%60), Yılmaz Ağca (%40)

Peer-review: Externally peer-reviewed.

Conflict of Interest: The authors declare that there is no conflict of interest.

Funding: The authors received no financial support for the research, authorship and/or publication of this article.

Ethical Approval: This article does not contain any studies with human participants or animals performed by the authors.

Author Contributions: Hıdır Polat (60%), Yılmaz Ağca (40%)

KAYNAKÇA

- Akter, S. ve Wamba, S. F. (2016). Big data analytics in E-commerce: a systematic review and agenda. *Electron Markets*, 173-194. doi:10.1007/s12525-016-0219-0
- Alalwan, A. A. (2020). Mobile food ordering apps: An empirical study of the factors affecting customer e-satisfaction and continued intention to reuse. *International Journal of Information Management*, 50, 28-44. doi:10.1016/J.IJINFOMGT.2019.04.008
- Alzate, M., Arce-Urriza, M. ve Cebollada, J. (2022). Mining the text of online consumer reviews to analyze brand image and brand positioning. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 67, 1-29. 102989. doi:10.1016/J.JRETCONSER.2022.102989
- Antonio, N., De Almeida, A., Nunes, L., Fernando B., Ribeiro, R., Nunes, L. ve Batista, F. (2018). Hotel online reviews: different languages, different opinions. *Information Technology & Tourism*, 18, 157-185. doi:10.1007/s40558-018-0107-x
- Arai, K., Sakurai, Y., Sakurai, E., Tsuruta, S. ve Knauf, R. (2019). Visualization system for analyzing customer comments in marketing research support system. *2019 IEEE World Congress on Services (SERVICES)*. Milan, Italy : IEEE. doi: 10.1109/SERVICES.2019.00042.
- Basiri, M. E., Nemati, S., Abdar, M., Asadi, S. ve Acharrya, U. R. (2021). A novel fusion-based deep learning model for sentiment analysis of COVID-19 tweets. *Knowledge-Based Systems*, 1-21. doi:10.1016/j.knosys.2021.107242
- Brownlee, J. (2019). *What is natural language processing?* Erişim Adresi: <https://machinelearningmastery.com/natural-language-processing/>
- Chatterjee, S. (2019). Explaining customer ratings and recommendations by combining qualitative and quantitative user generated contents. *Decision Support Systems*, 119, 14-22. doi:10.1016/J.DSS.2019.02.008
- Chevalier, J. A. ve Mayzlin, D. (2018). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of Marketing Research*, 43(3), 345-354. doi:10.1509/JMKR.43.3.345
- Chevalier, J. ve Goolsbee, A. (2003). Measuring prices and price competition online: Amazon.com and BarnesandNoble.com. *Quantitative Marketing and Economics*, 1(2), 203-222. doi:10.1023/A:1024634613982
- Choe, P., Lehto, M. R., Shin, G.-C. ve Choi, K.-Y. (2012). Semiautomated identification and classification of customer complaints. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, 23(2), 149-162. doi:10.1002/hfm.20325
- Coppola, D. (2022). *E-commerce worldwide*. Erişim Adresi: <https://www.statista.com/topics/871/online-shopping/>
- Coulter, K. S. ve Roggeveen, A. (2012). "Like it or not": Consumer responses to word-of-mouth communication in on-line social networks. *Management Research Review*, 35(9), 878-899. doi:10.1108/01409171211256587/FULL/PDF
- Dehkharghani, R., Saygin, Y., Yanikoglu, B. ve Oflazer, K. (2016). SentiTurkNet: A Turkish polarity lexicon for sentiment analysis. *Language Resources and Evaluation*, 50, 667-685. doi:10.1007/s10579-015-9307-6

-
- Deng, L. ve Liu, Y. (2018). *Deep Learning in Natural Language Processing*. Singapore: Springer Nature Singapore.
- Deng, S., Sinha, A. P. ve Zhao, H. (2017). Adapting sentiment lexicons to domain-specific social media texts. *Decision Support Systems*, 94, 65–76. doi:10.1016/J.DSS.2016.11.001
- Dhar, S. ve Bose, I. (2022). Walking on air or hopping mad? Understanding the impact of emotions, sentiments and reactions on ratings in online customer reviews of mobile apps. *Decision Support Systems*, 1-12. doi:10.1016/J.DSS.2022.113769
- Duan, W., Yu, Y., Cao, Q. ve Levy, S. (2015). Exploring the impact of social media on hotel service performance: A sentimental analysis approach. *Cornell Hospitality Quarterly*, 57(3), 282–296. doi:10.1177/1938965515620483
- Estay, B. (2022). *Fast, flexible, cost-effective e-commerce*. Erişim Adresi: <https://www.bigcommerce.com/blog/online-shopping-statistics/#5-essential-online-shopping-statistics>
- Filieri, R. (2015). What makes online reviews helpful? A diagnosticity-adoption framework to explain informational and normative influences in e-WOM. *Journal of Business Research*, 68(6), 1261–1270. doi:10.1016/J.JBUSRES.2014.11.006
- Floyd, K., Freling, R., Alhoqail, S., Cho, H. Y. ve Freling, T. (2014). How online product reviews affect retail sales: A meta-analysis. *Journal of Retailing*, 90(2), 217–232. doi:10.1016/J.JRETAI.2014.04.004
- Fu, J. R., Ju, P. H. ve Hsu, C. W. (2015). Understanding why consumers engage in electronic word-of-mouth communication: Perspectives from theory of planned behavior and justice theory. *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(6), 616–630. doi:10.1016/J.ELERAP.2015.09.003
- Gaikwad, S. V., Chaugule, A. ve Patil, P. (2014). Text mining methods and techniques. *International Journal of Computer Applications*, 85(17), 42-45. doi:10.5120/14937-3507
- Ghimire, B., Shanaev, S. ve Lin, Z. (2022). Effects of official versus online review ratings. *Annals of Tourism Research*, 92, 1-8. doi:10.1016/J.ANNALS.2021.10324
- Godes, D. ve Mayzlin, D. (2004). Using Online conversations to study word-of-mouth communication. 23(4), 545-560. doi:10.1287/MKSC.1040.0071
- Grashuis, J., Skevas, T. ve Segovia, M. S. (2020). Grocery shopping preferences during the COVID-19 pandemic. *Sustainability* 2020, 1-10. doi:10.3390/su12135369
- Hagiwara, M. (2021). *Real-World natural language processing*. Shelter Island, NY, US: Manning Publications.
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G. ve Gremler, D. D. (2004). Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: What motivates consumers to articulate themselves on the Internet? *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), 38–52. doi:10.1002/DIR.10073
- Hu, N., Liu, L., Jie, A. E. ve Zhang, J. (2008). Do online reviews affect product sales? The role of reviewer characteristics and temporal effects. *Information Technology and Management volume*, 9, 201–214. doi:10.1007/s10799-008-0041-
- Jain, M. (2020). *Sentiment refinement by extraction of hidden information from customer comments* (Yayınlanmamış Doktora Tezi). Delhi, India: Delhi Technological University.
-

-
- Kang, Z. (2017). Sentiment analysis system on automobile customer comments. *5th International Conference on Mechatronics, Materials, Chemistry and Computer Engineering* (s. 42-46). Advances in Engineering Research, Atlantis Press. doi:10.2991/icmmce-17.2017.10
- Kaur, H., Ahsaan, S. U., Alankar, B. ve Chang, V. (2021). A Proposed sentiment analysis deep learning algorithm for analyzing COVID-19 tweets. *Information Systems Frontiers*, 23, 1417-1429. doi:10.1007/s10796-021-10135-7
- Kim, W. G., Lim, H. ve Brymer, R. A. (2015). The effectiveness of managing social media on hotel performance. *International Journal of Hospitality Management*, 44, 165-171. doi:10.1016/J.IJHM.2014.10.01
- Kim, Y. A. ve Srivastava, J. (2007). Impact of social influence in e-commerce decision making. *ICEC '07: Proceedings of the ninth international conference on Electronic commerce*, (s. 293-302). doi:10.1145/1282100.1282157
- Lee, J.Y., Choi, J.W., Choi, J. ve Lee B. (202). Text-mining analysis using national R&D project data of South Korea to investigate innovation in graphene environment technology. *International Journal Innovation Studies*, 7(1), 87-99. doi:10.1016/j.ijis.2022.09.005
- Li, R., Chen, H., Feng, F., Ma, Z., Wang, X. ve Hovy, E. (2021). Dual graph convolutional networks for aspect-based sentiment analysis. *59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing* (s. 6319-6329). Online: ACL Anthology. Erişim Adresi: <https://aclanthology.org/2021.acl-long.494.pdf>
- Li, S., Lee-Won, R. J. ve McKnight, J. (2018). Effects of online physician reviews and physician gender on perceptions of physician skills and primary care physician (PCP) selection. *34(11)*, 1250-1258. doi:10.1080/10410236.2018.1475192
- Li, X., Liu, H. ve Zhu, B. (2020). Evolutive preference analysis with online consumer ratings. *Information Sciences*, 541, 332-344. doi:10.1016/J.INS.2020.06.048
- Liu, Y., Wan, Y., Shen, X., Ye, Z. ve Wen, J. (2021). Product customer satisfaction measurement based on multiple online consumer review features. *Information*, 12(6), 1-16. doi:doi:10.3390/info12060234
- Palese, B. ve Usai, A. (2018). The relative importance of service quality dimensions in E-commerce experiences. *International Journal of Information Management*, 40, 132-140. doi:10.1016/j.ijinfomgt.2018.02.001
- Pan, Y. ve Zhang, J. Q. (2011). Born unequal: A study of the helpfulness of user-generated product reviews. *Journal of Retailing*, 87(4), 598-612. doi:10.1016/J.JRETAI.2011.05.002
- Pantelidis, I. S. (2010). Electronic meal experience: A content analysis of online restaurant comments. *Cornell Hospitality Quarterly*, 51(4), 483-491. doi:10.1177/1938965510378574
- Park, S. ve Nicolau, J. L. (2015). Asymmetric effects of online consumer reviews. *Annals of Tourism Research*, 50, 67-83. doi:10.1016/J.ANNALS.2014.10.007
- Piris, Y. ve Gay, A.-C. (2021). Customer satisfaction and natural language processing. *Journal of Business Research*, 264-271. doi:10.1016/j.jbusres.2020.11.065
-

-
- Rai, A. (2019, 06 01). *What is text mining: Techniques and applications*. Erişim adresi: <https://www.upgrad.com/blog/what-is-text-mining-techniques-and-applications/>
- Ramachandran, R., Sudhir, S. ve Unnithan, A. B. (2021). Exploring the relationship between emotionality and product star ratings in online reviews. *IIMB Management Review*, 33(4), 299–308. doi:10.1016/J.IIMB.2021.12.002
- Rumelli, M., Akkuş, D., Kart, Ö. ve Isik, Z. (2019). Sentiment analysis in Turkish text with machine learning algorithms. *2019 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU)*, 1–5. doi:10.1109/ASYU48272.2019.8946436
- Salehan, M. ve Kim, D. J. (2016). Predicting the performance of online consumer reviews: A sentiment mining approach to big data analytics. *Decision Support Systems*, 81, 30–40. doi:10.1016/J.DSS.2015.10.006
- Santos, X. M. ve Lopez, L. (2017). The location of tourist accommodation in Santiago de Compostela from a client perspective. *e-Review of Tourism Research (eRTR)*, 14(5–6), 258–277. Erişim Adresi: <https://journals.tdl.org/ertr/index.php/ertr/article/view/144/40>
- SenticNet. (t.y.). *SenticNet*. Erişim Adresi: <https://sentic.net/>
- Serra Cantallops, A. ve Salvi, F. (2014). New consumer behavior: A review of research on eWOM and hotels. *International Journal of Hospitality Management*, 36, 41–51. doi:10.1016/J.IJHM.2013.08.007
- Shi, Y. ve Peng, Q. (2021). Enhanced customer requirement classification for product design using big data and improved Kano model. *Advanced Engineering Informatics*, 49, 1–12. doi:10.1016/j.aei.2021.101340
- Singh, M., Jakhar, A. K. ve Pandey, S. (2021). Sentiment analysis on the impact of coronavirus in social life using the BERT model. *Social Network Analysis and Mining*, 1–11. doi:10.1007/s13278-021-00737-z
- Singh, P. K., Sachdeva, A., Mahajan, D., Pande, N. ve Sharma, A. (2014). An approach towards feature specific opinion mining and sentimental analysis across e-commerce websites. *5th International Conference - Confluence The Next Generation Information Technology Summit (Confluence)*. Noida, India : IEEE. doi:10.1109/CONFLUENCE.2014.6949312
- Tafesse, W. (2021). The effect of app store strategy on app rating: The moderating role of hedonic and utilitarian mobile apps. *International Journal of Information Management*, 57, 1–11. doi:10.1016/J.IJINFOMGT.2020.102299
- Tian, G., Lu, L. ve McIntosh, C. (2021). What factors affect consumers' dining sentiments and their ratings: Evidence from restaurant online review data. *Food Quality and Preference*, 88, 1–9. doi:10.1016/J.FOODQUAL.2020.104060
- Tontini, G., Irgang, L., Kroenke, A., Hadlich, I., Picolo, J. D. ve Mikulic, J. (2021). How to use spontaneous customer comments to identify nonlinear background of satisfaction with restaurant services. *Benchmarking: An International Journal*, 29(2), 496–521. doi:10.1108/BIJ-08-2020-0409
- Truyens, M. ve Eecke, P. V. (2014). Legal aspects of text mining. *Comput. Law Security Review*, 30(2), 153–170. doi:10.1016/j.clsr.2014.01.009
-

-
- Tsang, A. S. L. ve Prendergast, G. (2009). Does culture affect evaluation expressions?: A cross-cultural analysis of Chinese and American computer game reviews. *European Journal of Marketing*, 43(5-6), 686-707. doi:10.1108/03090560910947007/FULL/PDF
- Tsao, W., Hsieh, M., Shih, L. ve Lin, T.M. (2015). *Compliance with eWOM: The influence of hotel reviews on booking intention from the perspective of consumer conformity*. *International Journal of Hospitality Management*, 46, 99-111. doi:10.1016/j.ijhm.2015.01.008
- Tyagi, N. (2021). *Top 7 text mining techniques*. Erişim Adresi: <https://www.analyticssteps.com/blogs/top-7-text-mining-techniques>
- Wang, F., Liu, X. ve Fang, E. (2015). User reviews variance, critic reviews variance, and product sales: An exploration of customer breadth and depth effects. *Journal of Retailing*, 91(3), 372-389. doi:10.1016/J.JRETAI.2015.04.00
- Wei, Q., Shi, X., Li, Q. ve Chen, G. (2020). Enhancing customer satisfaction analysis with a machine learning approach: From a perspective of matching customer comment and agent note. *Hawaii International Conference on System Sciences 2020 (HICSS-53)*. Grand Wailea, Hawaii. doi:10.24251/HICSS.2020.178
- Wolff, R. (2020). *What is text mining with sentiment analysis?* Erişim Adresi: <https://monkeylearn.com/blog/text-mining-sentiment-analysis/>
- Yi, J. ve Oh, Y. K. (2022). The informational value of multi-attribute online consumer reviews: A text mining approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 65, 1-7. doi:10.1016/J.JRETCONSER.2021.102519
-

SUMMARY

Introduction

Information and communication technologies have pioneered two critical changes in terms of marketing. One is the spread of the e-commerce system, and the other is that users can evaluate products and services (Ramachandran et al., 2021, p. 299). Consumer evaluations, expressed as word-of-mouth communication, are defined as an opportunity or threat for businesses. Consumers' evaluations of products and services in social networks either reduce or increase the reliability of businesses (Fu et al., 2015, p.616; Tsao et al., 2015, p.101). However, information and communication technologies create significant uncertainties in customers by creating spatial and temporal separation between buyers and sellers, customer evaluations in the e-commerce system help to eliminate the uncertainty that exists as a source of information. Also, it even takes on the role of a persuasive sales representative, facilitating the purchasing decisions of potential customers (Ghimire et al., 2022, p.1; Ramachandran et al., 2021, pp.299-300).

In recent years, consumers have tended to investigate the evaluations of other consumers concerning the product or service they are interested in within the e-commerce system. Product opinions and evaluations on electronic platforms are a kind of the digital equivalent of word-of-mouth communication. This becomes an indispensable tool in terms of marketing function given its impact (Pan & Zhang, 2011, p.598). The reviews and opinions of customers on online platforms affect the purchasing behavior of potential customers (Li et al., 2020, pp.332-333; Salehan & Kim, 2016, p.30; Park & Nicolau, 2015, pp.68-69; Tsao et al., 2015, pp.99-100; Filieri, 2015, p.1261). The most fundamental problem here is the anonymous, variable and voluminous structure of user reviews on digital platforms. This makes it difficult for customers to decide which consumer reviews make the most sense (Salehan & Kim, 2016, p. 30; Pan & Zhang, 2011, pp.599-601). In particular, the discrepancy between product evaluations and ratings affects the consumer's decision in the purchasing process (Ramachandran et al., 2021, p.300). The discrepancy between consumer ratings and ratings makes it difficult for customers to assess usefulness during the review process and negatively affects purchasing behavior (Tsang & Prendergast, 2009, pp.689-690).

For businesses, it is essential to be able to learn consumer preferences from online consumer reviews and ratings. Companies actively use the critical information they obtain from comments and ratings in processes such as "capacity planning, product pricing, market segmentation, advertising, and product advice" (Li et al., 2020, p.332), promotion and pricing strategies (Ghimire et al., 2022, p.1). In this process, companies should reveal the information patterns in consumers' online evaluations and use them in their brand image and positioning processes (Alzate et al., 2022, p.1).

Research Questions

Research usually addresses either consumer reviews or ratings. In this research, addressing quantitative and qualitative components will provide a more comprehensive view of the problem. At this point, the desired result can be obtained by frequently used terms, topics, emotional polarity, and pattern extraction applications performed within the scope of text mining (Duan et al., 2015, pp. 282-283). When the studies using text mining are examined, the main focus is on consumer-user comments (Alzate et al., 2022; Yi and Oh, 2022). Research shows that emotional tendencies are often associated with rates and affect rates (Dhar & Bose, 2022; Tian et al., 2021; Chatterjee, 2019). Therefore, the fact that the academic studies are aimed at the effect of emotional tendencies on rates reveals the central question of this research.

RQ: Do consumer ratings match emotional trends in consumer comments?

Purpose

Based on the research question, this study aims to investigate the relationship between consumer comments and ratings, which are very important for companies and consumers.

Method

The data of this research was obtained from the TripAdvisor.com site, one of the popular travel platforms, by web mining/scraping method on 10/2020 with the help of an algorithm prepared. This data, which includes user ratings and comments, was analyzed using sentiment analysis. Within the data obtained within the scope of the research, Turkish and English comments were categorical and separated. There are 9869 comments in the Turkish data set and 2691 comments in the English data set.

Since the method is a data mining process, the data is first pre-processed. KNIME software was used in the pre-processing process.

Later, the R programming language was used in the emotion analysis stage. In order to access the polarities of emotion hidden in the data sets, the SentiTurkNet sentiment dictionary developed by Dehkharghani et al. (2016) using the English WordNet, SentiWordNet, and SenticNet dictionaries was used in the Turkish data sets. In the English data sets, the SenticNet sentiment dictionary was used. In the data sets, comments with 1 and 2 points were labeled "Negative"; Reviews with 4 and 5 ratings were labeled "Positive ."The 3-point comments in the data sets were examined by the researchers and divided into "Positive," "Negative," and "Neutral."

Findings

The findings obtained within the scope of the research are presented under two separate headings the findings related to Turkish data sets and the findings related to English data sets according to the language structures of the data sets.

As a result of sentiment analysis in the data sets of the Turkish language, the following results were obtained when the polarity of emotion and user ratings were compared.

- 8003 (81.13%) comments in which emotional polarity was classified as positive, and 7415 (75.134%) were labeled positive.
- 1247 (12.64%) comments in which emotional polarity was classified as negative, and 2019 (20.46%) were labeled as negative in the ratings.
- 614 (6.22%) comments were classified as emotion polarity neutral, and 435 (4.4%) were labeled as neutral in the ratings.

As a result of sentiment analysis in English language data sets, the results of sentiment polarity and user ratings are given below.

- 1891 (70.428%) comments were classified as positive for emotion polarity, and 1798 (66.81%) were labeled as positive in the ratings.
- 524 (19.56%) comments in which emotional polarity was classified as negative, and 893 (33.18%) were labeled negative in the ratings.
- It is seen that 270 (10.06%) comments classified as emotion polarity neutral are not labeled as in the ratings.

Conclusions

Based on the findings, in both Turkish data sets and English data sets, it is seen that the rates of consumers reflect the emotional tendencies in the comments in those with more positive

content. It was concluded that the comments with negative ratings showed severe deviations from the emotional trends in both data sets. In Turkish data sets, there is a closeness between neutral rates and neutral emotional tendencies. The main problem at this point is the difficulty of evaluating the interpretations that have a value of 3 in the rates by consumers individually. In the English data set, comments with a value of 3 in the ratings have positive and negative content values. At the same time, in the sentiment analysis, it is seen that this labeled class is classified as a significant neutral.

As a result, while high consumer ratings are highly likely to be matched with positive emotional tendencies; low consumer ratings are less likely to be matched with negative emotional tendencies. Given the research question, consumer ratings do not precisely match emotional trends in consumer reviews. High-scoring ratings have a high match rate, while low-scoring ratings have a low match rate. Therefore, both consumers should pay attention to the gap between ratings and emotional trends in comments in their purchasing processes and companies in their marketing processes.