Research Article / Araştırma Makalesi

Abant Sosyal Bilimler Dergisi

Journal of Abant Social Sciences

2022, 22(2): 901 – 916, doi: 10.11616/asbi.1103992

Tripadvisor Kullanıcılarının Türkçe ve İngilizce Yorumları Kapsamında Duygu Analizi Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Analizi

Comparative Analysis of Emotion Analysis Methods within the Scope of Tripadvisor Users Turkish and English Comments

Hıdır Polat[1], **Yılmaz Ağca**[2]

Geliş Tarihi (*Received*): 15.04.2022 **Kabul Tarihi (*Accepted*):** 02.06.2022 **Yayın Tarihi (*Published*):** 31.07.2022

Öz: Araştırmanın amacı, TripAdvisor kullanıcılarının Türkçe ve İngilizce yorumlarındaki duygusal eğilimlerin ortaya çıkarılması ve sınıflandırılmasında kullanılan duygu analizi yöntemlerini karşılaştırmaktır. Amaç kapsamında makine öğrenme yöntemlerinden Decision Tree, Random Forest gibi sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Nicel araştırma özelliği gösteren bu çalışma kapsamında veriler, TripAdvisor turizm portalından web kazıma tekniği ile elde edilmiştir. Amaçsal örnekleme yönteminin benimsendiği bu çalışmada verilerin analiz edilmesi sürecinde duygu analizi yöntemi kullanılmıştır. Veri analiz sürecinde açık kaynak kodlu KNİME veri madenciliği programından yararlanılmıştır. Araştırma neticesinde makine öğrenme algortimalarının sözlük tabanlı analize göre daha etkin sınıflandırma gerçekleştirdiği görülmüştür. Ayrıca makine öğrenme algortimaları sınıflandırma aşamasında Türkçe dilindeki yorumlarda daha başarılı sonuçlar üretmiştir.

Anahtar kelimeler: Kullanıcı yorumları, veri madenciliği, metin madenciliği, duygu analizi, TripAdvisor

&

Abstract: The aim of the research is to compare the sentiment analysis methods used to reveal and classify the emotional tendencies in Turkish and English comments of hotel users. Within purpose, classification algorithms such as Decision Tree and Random Forest from machine learning methods were used. The data was obtained from Tripadvisor tourism portal with web scraping/mining technique within the scope of this study, which shows quantitative research feature. A purposeful sampling method was used in this study. Emotion analysis, which is one of the text mining applications, was used to analyze the data. KNIME Analytics Platform was used in the data analysis process. As a result of the research, it was seen that the machine learning algorithms performed more effective classification than dictionary-based analysis. In addition, the machine learning algorithms produced more successful results in the Turkish language comments at the classification stage.

Keywords: User reviews, data mining, text mining, emotion analysis, TripAdvisor

JEL Classification Codes: M30, Y10, Z32

Atıf/Cite as: Polat, H., Ağca, Y. (2022). Tripadvisor Kullanıcılarının Türkçe ve İngilizce Yorumları Kapsamında Duygu Analizi Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Analizi. *Abant Sosyal Bilimler Dergisi, 22(2)*, 901 - 916. doi: 10.11616/asbi.1103992

İntihal-Plagiarism/Etik-Ethic: Bu makale, en az iki hakem tarafından incelenmiş ve intihal içermediği, araştırma ve yayın etiğine uyulduğu teyit edilmiştir. / This article has been reviewed by at least two referees and it has been confirmed that it is plagiarism-free and complies with research and publication ethics. https://dergipark.org.tr/tr/pub/asbi/policy

Copyright © Published by Bolu Abant Izzet Baysal University, Since 2000 – Bolu

[1] Dr. Öğr. Üyesi, Hıdır Polat, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi, hidirpolattt@gmail.com. (Sorumlu yazar).

[2] Dr. Öğr. Üyesi, Yılmaz Ağca, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi, yilmaz.agca@gop.edu.tr.

1. Giriş

İnternet üzerinde barındırdığı muazzam büyüklükteki veri ile dünyanın en büyük veri kaynaklarından birini oluşturmaktadır. İnternet üzerinde özellikle e-ticaret sitelerinde satın alınan ürün ve hizmetler hakkında pek çok yorum bulmak mümkündür. Bu veri işlendiğinde birçok açıdan kullanılabilecek değerli pek çok bilgiyi barındırmaktadır. İşletmeler, tüketiciler ve araştırmacılar için önemli bilgiler barındıran bu yorumların sahip olduğu yüksek hacim, değişkenlik ve hız özellikleri işlenmesini zorlaştırmaktadır. Her ne kadar zor olsa da tüketici yorumları üzerine gerçekleştirilecek farklı analiz teknikleri işletmeler açısından kritik bilgilerin ortaya çıkmasına imkan vermektedir. Bu aşamada bu büyük veri yığınlarının işlenmesi ve içerisindeki bilgi örüntülerinin elde edilmesinde veri madenciliği ön plana çıkmaktadır. Özellikle internet ortamındaki kullanıcı yorumlarının yapılandırılmamış özelliği veri madenciliği uygulamalarından biri olan metin madenciliğinin kullanılmasını gerektirmektedir.

İnternet ortamında ürün ve hizmetlerle alakalı tüketici yorumlarının metin madenciliği ile işlenmesi neticesinde ürün ve hizmetler hakkında önemli bilgiler elde edilmektedir. Bu aşamada literatür tarandığında tüketici yorumları üzerine pek çok araştırma bulunmaktadır (Trenz ve Berger, 2013; Melián-González, Bulchand-Gidumal, ve López-Valcárcel, 2013; Wei ve Lu, 2013; Öğüt ve Taş, 2012; Somprasertsri ve Lalitrojwong, 2010; Zhan, Loh, ve Liu, 2009). Bu araştırmalarda genellikle tüketici yorumları üzerinde gerçekleştirilen çeşitli analiz teknikleri ile bilgi, örüntü çıkarma amaçlanmıştır. Gerçekleştirilen analiz tekniklerine bakıldığında; istatistik, makine öğrenmesi, web madenciliği gibi birçok araç kullanılarak, metin içerisinden bilgi çıkarımı, duygu analizi, belge sınıflandırma, arama optimizasyonu (Miner vd., 2012) gibi işlemlerin yapıldığı görülmektedir. Son yıllarda bilgi iletişim teknolojilerinin gelişmesine bağlı olarak işlem gücünün, depolama kapasitesinin, veri miktarının artması ve mobil teknoloji ile birlikte sosyal medyanın gelişmesi (Ağca, 2019: 55-57) metin madenciliği uygulamalarını arttırmaktadır.

Metin madenciliği araştırmalarına diğer e-ticaret sektörleri gibi turizm sektöründe de sıklıkla rastlanmaktadır (Chittiprolu vd., 2021; Shen vd., 2021; Kuhzady ve Ghasemi, 2019; Hananto, 2015; Xu ve Li, 2016; Lau vd.,2015). Bu araştırmalar genellikle duygu analizi, veri görselleştirme, n-grams, belge sınıflandırma ve kelime sıklığı gibi yöntemleri müşteri yorumları üzerinde kullanarak, çıkarsama yapmaya odaklanmaktadır. Anlaşılacağı üzere diğer pek çok sektör gibi müşteri yorumları turizm sektörü için de oldukça önem arz etmektedir. Bu yorumlar, o tesisi tercih etme potansiyeli olan kişiler için dikkate alınan bir seçenektir (Keskinkılıç vd., 2016).

Araştırma verisinin alındığı TripAdvisor, dünya genelinde hizmet veren, yüksek ziyaretçi sayısına sahip bir seyahat/turizm portalıdır. Bu sitede, o ürün ve hizmeti daha önce tecrübe etmiş tüketicilere/konuklara ait yorumlar yer almaktadır. Ayrıca sitede, ürünler hakkında konuklar tarafından verilmiş puanlar da bulunmaktadır. Araştırma kapsamında TripAdvisor platformu üzerinde biriken kullanıcı yorumları üzerine bir metin madenciliği uygulaması olan fikir madenciliği (duygu analizi) analizi gerçekleştirilmiştir. Otel işletmelerinin kullanıcıların hizmet süreci sonrasındaki duygularını ve düşüncelerini öğrenmeleri sürecin iyileştirilmesi, yeni stratejilerin oluşturulması açısından önemlidir. Dolayısıyla fikir madenciliği uygulamalarından (sözlük tabanlı ve makine öğrenme) hangilerinin duyguların ortaya çıkarılmasında ve sınıflandırılmasında daha etkin sonuçlar ürettiği önem arz etmektedir. Araştırma bu amaç üzerine odaklanmaktadır.

2. Kavramsal Çerçeve

2.1. Kullanıcı Yorumları ve Veri Madenciliği

Çevrimiçi platformlardaki kullanıcı yorumlarının diğer kullanıcıların tercihleri üzerinde etkisi vardır (Chen vd., 2022: 7659; Ballantine vd., 2015: 51). Her ne kadar çevrimiçi platformlardaki kullanıcı yorumları ve ürün tavsiyeleri bilgi asimetrisinin aşılmasına katkı sağlasa da diğer taraftan bilginin aşırılığını ve çarpıklığını arttırmıştır (Chen vd., 2022: 7659). Bu durum işletmelerin odak noktasını değiştirmiştir. İşletmeler Web 2.0 teknolojileriyle birlikte artan etkileşim seviyesini göz önünde

bulundurarak, dikkatlerini büyük veri üzerinden müşterilerin isteklerini, beklentilerini, özellikle de duygusal eğilimlerini öğrenmeye yöneltmiştir (Dandıl ve Karakurt, 2019: 203).

Günümüzde müşteriler bir ürün ya da hizmet satın almadan önce sağlayacakları faydanın değerlendirmesini, ürünü kullanan müşterilerin değerlendirmeleri ve yorumları çerçevesinde gerçekleştirmektedir. Sadece müşteriler değil işletmelerde pazarlama stratejilerini kullanıcı değerlendirmeleri ve yorumları çerçevesinde şekillendirmektedir. Bu noktada altı çizilmesi gereken husus, karmaşık olan verilerin sistematik olmamasıdır (Lin vd., 2020: 1). Nitekim yüksek hız, çeşitlilik ve hacim özelliklerine sahip olan büyük veri yığınları karşısında işletmeler özellikle de pazarlama fonksiyonları büyük veri analitiği yaklaşımlarını benimsemeye başlamışlardır. Çünkü pazarlama başarısında veri madenciliği kilit bir unsur haline gelmiştir (Polat ve Öcal, 2020: 100). Bahsedilen bu karmaşık veri yığınları içerisinde saklı olan bilgiyi elde etmek için metin madenciliği, veri madenciliği tekniği karşımıza çıkmaktadır. Bu aşamada en zor olan etkili bir metin madenciliği yöntemi bulmaktır (Xiong vd., 2022: 2). Nitekim metin madenciliği kendi içerisinde farklı amaçlara hizmet eden farklı yaklaşımları barındırmaktadır. Tüketici yorumlarından hareketle, tüketicilerin ürün ve hizmet kullanımı sonrasındaki duygusal eğilimleri öğrenilmek isteniyorsa, fikir madenciliği (duygu analizi) bu noktada ön plana çıkan metin madenciliği uygulamasıdır. Özellikle metinlerdeki duyguların, görüşlerin ortaya çıkartılmasıyla üretilen anlamlı bilgilerin iş kararlarının verilme sürecinde sıklıkla kullanıldığı duygu analizlerinde (Li vd., 2022: 1) makine öğrenimi ve sözlük tabanlı yöntemler (Asani vd., 2021: 2) kullanılmaktadır.

2.2. Veri Madenciliği ve Web Madenciliği

Her ne kadar klasik analiz yöntemleri kullanabiliyor olsa da, veri madenciliği kavramı son yıllarda bilgi ve iletişim sektörünün gelişmesi ile insan hayatına girmiştir. Veri madenciliği, bir veri yığını içerisinden çeşitli yöntemlerle bilgi, örüntü ve ilişki bulma işlemlerine denilmektedir (Han vd., 2012: 1-5). Veri madenciliğinde bu işlemler yapılırken matematiksel/istatistiksel birçok yöntem kullanılmaktadır (Linoff ve Berry, 2011: 65). Bu yöntemler karar ağaçları, ilişki analizi, yapay sinir ağları, doğal dil işleme, benzerlik analizi gibi pek çok analiz türü için kullanılmaktadır. Araştırmada kullanılan web madenciliği ve metin madenciliği veri madenciliği yöntemlerindendir.

2.2.1. Veri Madenciliği

Veri madenciliğinin gelişmesi, bazı teknolojilerin gelişmesi sonucunda olmuştur. Veri madenciliği kavramının ortaya çıkmasına neden olan ilk faktör bilgisayar teknolojisidir. Veri madenciliği çoğu zaman veri üzerindeki hesaplamaları yapabilmek için yüksek işlem gücüne ihtiyaç duymaktadır (Dean, 2014: 240). Bu işlem gücünü günümüz bilgisayarları sağlamaktadır. Bilgisayarlar manuel yöntemlerle hesaplaması saatler sürecek işlemleri birkaç saniyede yapabilmektedir. Çok büyük olmamak koşuluyla binlerce satırlık veri üzerinde veri madenciliği işlemleri günümüzde standart bir kişisel bilgisayarda yapılabilmektedir. Veri madenciliğinin gelişmesine etki eden diğer bir faktör depolama birimlerinin gelişmesi ve ucuzlamasıdır. Günümüzde terabayt düzeyinde depolama birimlerine bir ev kullanıcısı bile ulaşabilmektedir. Bu durum verilerin kolay ve ucuz şekilde depolanabilmesini sağlamıştır. Bu veriler işlenerek veri madenciliği yapılmaktadır. Son olarak veri madenciliğinin yapılabilmesi için en gerekli şey veridir. Gelişen bilgi ve iletişim teknolojisi, mobil aygıtlar, sosyal ağlar, web büyük miktarda veri üretimini sağlamaktadır. Bu verileri hali hazırda veri tabanlarında tutan işletmeler, mevcut veri madenciliği yöntemlerini ya da kendi geliştirdikleri algoritmaları kullanarak bu veriden faydalanmaktadır. İşletmeler için bu veriler oldukça değerli kaynaklardır. Dijital olarak verilerin saklandığı en büyük kaynaklardan biri de internet ve webdir. Web üzerinde yer alan sosyal ağlar, bloglar, e-ticaret gibi siteler üzerinde değerli veriler barındırmaktadır.

2.2.2. Web Madenciliği/Kazıma

Veri madenciliğinin bir türü de web madenciliğidir. Bahsedildiği üzere internet önemli büyüklükte veri barındırmaktadır. Fakat bu veri tek bir yapı üzerinde veya tam standart halde bulunmaz. Web sitelerinde

genellikle ilişkisel veri tabanlarında kayıtlı olan verilerin sadece istenilen kısımları kullanıcılarla paylaşılmaktadır. Buna rağmen bu veriler bile araştırmacılara önemli çıkarımlarda bulunabilecek imkanlar sağlamaktadır. Web madenciliği olarak adlandırılan bu bilgi çıkarsama kavramı tek bir yöntem veya yazılımdan ziyade, sonucu sistemli veri elde etme olan birçok yöntem ve algoritmadan oluşan bir yöntemdir.

Kurum ve işletmelerin çeşitli verileri ve milyarlarca kişiye ait çeşitli bilgiler, e-ticaret siteleri, bloglar, sosyal ağlar, video yayın siteleri, haber siteleri üzerinde tamamen kamuya açık bir şekilde bulunmaktadır. Dağınık halde olan ve bilgi çıkarımında bulunulması sadece insan çabası ile güç olan bu veri, sistemli hale getirildiği zaman çok değerli olabilmektedir. Dağınık halde bulunan bu verinin çeşitli yöntemler ile bilgi çıkarımında kullanılabilir hale getirilmesine web madenciliği denilmektedir (Ağca, 2021). Dolayısıyla araştırmacıların bu veri yığınları içerisinde ihtiyaç duydukları veri setlerini elde etmelerinde manuel yaklaşımlar yetersiz kalacaktır (Sirisuriya, 2015: 135). Bu aşamada web kazıma ya da veri kazıma tekniği verilerin ayıklanması ve veri tabanlarına uygun şekillerde kaydedilmesi için kullanılan bir teknik olarak (Zhao, 2017: 1) ön plana çıkmaktadır.

2.2.3. Duygu Analizi / Fikir Madenciliği

Kullanıcı değerlendirmeleri ve yorumları, hem müşteriler açısından satın alma öncesinde ürün ve hizmetin faydasını değerlendirmelerinde ve satın alma davranışı göstermelerinde, hem de işletmelerin pazarlama stratejilerini oluşturmalarında etkili olan bir veridir. Bu aşamada gerek işletmelerin gerekse müşterilerin merak ettiği temel şey diğer kullanıcıların ürün ve hizmetten yararlandıktan sonraki duygusal eğilimleridir. Dolayısıyla karmaşık ve yapılandırılmamış bir karaktere sahip olan bu veri yığınlarından duygusal bilgi örüntülerinin elde edilmesinde metin madenciliğinin tekniklerinden biri olan duygu analizi ön plana çıkmaktadır.

Sosyal ağlarda bulunan karmaşık verilerden bilgi çıkarımı yapmak için doğal dil işleme ve metin analitiği tekniklerini kullanan duygu analizi –diğer adıyla fikir madenciliği-, işletmeler ve müşteriler için merak edilen duygusal eğilimlerin öğrenilmesi sürecinde kullanılan popüler bir teknolojidir (Lin vd., 2020: 1). Fikir madenciliğindeki temel amaç bir metindeki duyguların sınıflandırılmasıdır. Basit gibi görünse de oldukça karmaşık bir sürece sahip olan duygu analizi; dilbilim, psikoloji ve doğal dil işleme gibi disiplinlerden faydalanmaktadır (Kwarter, 2017: 85). Bir sınıflandırma sürecine sahip olan duygu analizi; belge, cümle ve özellik olmak üzere üç seviyede sınıflandırılmaktadır. Tüm belgenin bir birim kabul edilerek duyguların sınıflandırılması belge seviyesinde bir sınıflandırma olurken; her bir cümlenin bir birim kabul edilerek duyguların sınıflandırılması cümle seviyesinde sınıflandırmadır. Bu iki sınıflandırma arasında çok bir fark söz konusu değildir. Cümleler bir nevi kısa belgeler olarak kabul edilmektedir. Lakin özellik seviyesinde sınıflandırmada belirli özellikler ve yönler devreye girmektedir. (Medhat vd., 2014: 1094).

Gerçekleştirilen sınıflandırmalar genellikle pozitif, negatif ve nötr olarak gerçekleştirilmektedir. Sınıflandırmalar sözlük tabanlı ve makine öğrenme (denetimli öğrenme) olmak üzere iki yöntemle gerçekleştirilmektedir. Yöntemlerin başarı durumlarını birbirlerine göre farklılıklar göstermektedir (Deng vd., 2017: 65-66). Bu aşamada dil yapısı (Türkçe, İngilizce vb.) ve verinin sahip olduğu alan (sinema sektörü, turizm sektörü gibi) önem arz etmektedir. Bir alanda negatif sınıflandırmaya sahip olan bir kelimenin diğer alanda pozitif bir anlam taşıması mümkün olabilmektedir (Dehkharghani vd., 2016: 535-536). Duygu analizi çalışmalarında analiz edilen veri setlerinin ağırlıklı olarak dil yapısı İngilizcedir. Daha kolay bir dil yapısına sahip olan İngilizce'ye göre sondan eklemeli bir dil yapısına sahip olan Türkçe veri setleri üzerine duygu analizi yapmak daha zordur (Oğuzlar ve Kızılkaya, 2019: 64).

Duygu analizi çalışmalarında verilerin dengeli ya da dengesiz dağılımları metriklerin değerlendirilmesini etkilemektedir. Verinin dengeli mi yoksa dengesiz mi dağıldığını belirlemek için sınıf dengesizliğinin derecesine bakmak gerekmektedir. Bu oran 0-1 arasında bir değer almaktadır. Yüksekliği dengeli olduğuna, düşüklüğü dengesiz olduğuna işaret etmektedir. Sınıf dengesizliğinin derecesini öğrenmek

için Dengesizlik Oranına (Imbalanced Ratio – IR) bakmak gerekmektedir (Kulkarni vd., 2020: 84). IR oranı şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$IR = \frac{\text{Negatif sınıflı örneklerin toplam sayısı}}{\text{Pozitif sınıflı örneklerin toplam sayısı}}$$

Sözlük tabanlı analizlerde algoritma yorumların duygu durumlarını çıkarmak için pozitif ve negatif kelimelerin olduğu bir veri setine ihtiyaç duymaktadır. Dolayısıyla çalışma kapsamında da İngilizce veri setlerinde, Pittsburg Üniversitesi tarafından geliştirilen MPQA (Multi-Perspective Question Answering) Opinion Corpus kullanılmıştır. Türkçe yorumlara ilişkin yapılan modellemede; Dehkharghani ve arkadaşları tarafından 2016 yılında geliştirilen ve oluşturulan SentiTurkNet isimli duygu sözlüğü kullanılmıştır. Pozitif ve Negatif kelimelerin yer aldığı sözlüğün geliştirilmesinde English WordNet, SentiWordNet ve SenticNet sözlüklerinden yararlanılmıştır.

Deneysel bir özelliğe sahip olan duygu analizi çalışmalarında doğruluğun ve sınıflandırma başarısının ölçülmesi gerekmektedir. Bu kapsamda kullanılan çok sayıda araştırma ölçütü söz konusudur. Doğruluk (accuracy), doğru ve yanlış pozitif oran (true and false positive rate), kesinlik (precision) ve geri çağırma (recall), F-skoru (F-score), ROC eğrisi (ROC Curve- Area Under Curve) temel doğrulayıcı ölçütlerdir (Flach, 2019: 9808). Ayrıca karışıklık diğer adıyla karışıklık matrisini (Tablo 1) de göz önünde bulundurmak önemlidir. Sınıflandırma modellerinde problemlerin aşılmasında popüler bir ölçüttür. Çünkü sınıflandırmalarda en önemli metrik olarak işaret edilen "doğruluk" karışıklık matrisi ile hesaplanmaktadır. Karışıklık matrisi gerçek değerler ve tahmin edilen değerleri temsil etmektedir. Negatif değerler model tarafından negatif olarak sınıflandırılmışsa TN (True Negative); pozitif değerler pozitif olarak sınıflandırılmışsa TP (True Positive) olarak adlandırılmaktadır. Aksi durumda gerçek negatif değerler model tarafından pozitif olarak sınıflandırılsa FP (False Positive); gerçek pozitif değerler negatif olarak sınıflandırılırsa FN (False Negative) etiketi altında gösterilmektedir (Kulkarni vd., 2020: 85-86).

Tablo 1: Örnek Karışıklık Matrisi

		Tahmin Edilen Değer	
		Negatif	**Pozitif**
Gerçek Duygu Etiketi	**Negatif**	TN	FP
	Pozitif	FN	TP

Sınıflandırma modellerinin başarısını ifade etmek için dikkatle ele alınması gereken metrikleri bilmek gerekmektedir. Bunlar:

1) Doğruluk değeri; modelin başarısını ölçmek için kullanılmaktadır. Fakat tek başına modelin başarısını ifade ettiğini söylemek yanlış olacaktır. Modeldeki doğru tahmin kümesinin tüm veri kümesine oranı ile doğruluk değeri elde edilebilmektedir (Öğündür, 2019).

$$Accurancy\ (Doğruluk) = \frac{\mathrm{TP} + \mathrm{TN}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP} + \mathrm{TN} + \mathrm{FN}}$$

2) Kesinlik (p) ve duyarlık (r) metrikleri; sınıflandırma modellerinde kullanılan popüler metrikler arasındadır. Modelin pozitif değerleri tahmin etmede ne kadar başarılı olduğunu ifade eden kesinlik değeridir. Pozitif tahmin değeri olarak da adlandırılmaktadır. Yani doğru pozitiflerin model tarafından tahmin edilen tüm pozitiflere oranını vermektedir. Kesinlik değeri şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$Kesinlik\ (Presicion) = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}}$$

Duyarlık, modelin olumlu sonuçları tahmin etme gücünü göstermektedir. Modelin hassasiyetini ifade eder. Burada önemli olan kesinliği etkilemeden hassasiyeti iyileştirmektir. Gerçek pozitiflerin veri kümesindeki tüm pozitif değerlere oranını vermektedir (Kulkarni vd., 2020: 86). Duyarlık değeri de şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$Duyarlık\ (Recall) = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FN}}$$

3) Duyarlılık ile kesinlik arasında ters bir ilişki söz konusudur. Birinin değerindeki artış diğerinin değerinde bir azalmaya yol açabilmektedir. Bu sebeple doğru çıkarımlarda bulunmak için F-means (F_1) değerinin kullanılması önerilmektedir. F_1 değeri hem kesinlik hem de duyarlık değerlerinin ağırlıklı harmonik ortalamasını vermektedir (Kulkarni vd., 2020: 86). F_1 değeri özellikle eşit dağılmayan veri kümelerinde hatalı model seçimi yapmamak için önemlidir (Öğündür, 2019). F_1 şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$\mathrm{F1} = 2 * \frac{\mathrm{Presicion} * \mathrm{Recall}}{Presicion + Recall}$$

4) ROC Eğrisi (ROC Curve) sınıflandırmadaki başarıyı temsil etmektedir. ROC eğrisinde başarılı bir sınıflandırma için Eğrinin Altındaki Alanı (Area Under Curve) hesaplamak gerekmektedir. Eğrinin altındaki alan değer 0,5'ten büyükse sol üst köşegene daha yakın konumlandırılacaktır. Aksi durumda değer 0,5'ten küçük ise sağ alt köşegene doğru bir eğri oluşacaktır Başarılı bir sınıflandırma da ROC eğrisinin grafikte sol üst köşede yer alması gerekmektedir (Kulkarni vd., 2020: 87). Özellikle veri setlerinin dengesiz dağılıma sahip olduğu durumlarda makine öğrenmesi algoritmalarının ne kadar başarılı performans gösterdiklerinin ölçütü olarak kullanılmaktadır. Özetle modelin sınıflandırmada ne kadar iyi olduğunun göstergesidir (Taş, 2019). ROC eğrisinde ayırt edici olan ölçütü eğri altında kalan alan değeridir. Eğri altında kalan alan en fazla 1 değerini alabilmektedir. Eğri altında kalan alan 1'e ne kadar yaklaşırsa bu modelin sınıflandırma özelliğinin iyi olduğunu gösterir. Eğri altında kalan alan 0,50'ye ne kadar yaklaşırsa sınıflandırma özelliği de azalmaktadır. Eğri altında kalan alanın 0,50'ye eşit olması modelin sınıflandırma özelliğinin olmadığı anlamına gelmektedir (Alpar, 2010: 339).

3. Araştırmanın Amacı, Yöntemi ve Bulguları

Günümüzde tüketiciler otel hizmetlerinden yararlanma süreçlerinde rezervasyon, kayıt gibi işlemlerini turizm/seyahat platformları üzerinde gerçekleştirirken, hizmet sonrasındaki duygularını ve düşüncelerini de benzer platformlarda dile getirerek kendisinden sonraki kullanıcıların tüketim davranışlarına yön vermektedir. Müşterilerin duygusal eğilimlerine ilişkin elde edilecek anlamlı bilgiler işletmelerin plan ve politikalarının belirlenmesinde ve değiştirilmesinde oldukça önemli bir stratejik girdidir. İşletmeler açısından elde edilen bu kritik bilgi örüntüleri; işletme kapasitelerinin planlanmasında, ürün ve hizmetlerin fiyatlandırılmasında, pazar bölümlendirmelerinde (Li vd., 2020: 332), promosyon geliştirme (Ghimire vd., 2022:1) süreçlerinde kullanılmaktadır. Dolayısıyla büyük veri yığınlarından anlamlı bilgi örüntülerinin elde edilmesinde etkin yöntemlerin kullanılmasının önemi de bir hayli fazladır. Bu aşamada önemli olan, etkin yöntemlerin bulunması ve kullanılmasıdır. Araştırma bu aşamada kullanılacak yöntemlerden biri olan duygu analizi yöntemlerini test etmeye odaklanmaktadır.

Buradan hareketle araştırmanın amacı, TripAdvisor platformu üzerinde yer alan farklı dilsel özelliklere sahip otel kullanıcılarının yorumlarındaki duygusal eğilimlerin ortaya çıkartılmasında ve sınıflandırılmasında kullanılan duygu analizi yöntemlerini karşılaştırmalı olarak test etmektir. Çalışma bu açıdan farklı dilsel özelliklere sahip veriler üzerinde gerçekleştirilecek olan duygu analizi araştırmalarında, sınıflandırma sürecinde hangi yöntemlerin daha etkin olabileceğine dair bir çıktı sunacaktır.

Bu çalışmada, önemli bir seyahat platformu olan TripAdvisor sitesinden kazınan kullanıcı yorumları ve puanlamaları üzerinden duygu analizi modelleri (sözlük tabanlı ve makine öğrenme algoritmaları) karşılaştırılmıştır. Makine öğrenme algoritmalarından Decision Tree (karar ağaçları) ve Random Forest (Rassal Orman) algoritmaları kullanılmıştır. Araştırmanın verisi web kazıma (web mining/scraping) yöntemi ile elde edilmiştir. Bunun için hazırlanan bir algoritma yardımı ile bu siteden 10/2020 tarihinde, ziyaretçilerin Türkiye'de konakladıkları oteller hakkında Türkçe ve İngilizce yaptıkları yorumlar web madenciliği/kazıma yöntemi ile elde edilmiştir. Elde edilen veriler veri düzenleme/temizleme gibi klasik veri madenciliği ön işleme işlemlerine tabi tutulmuştur (Tyagi, 2021). Araştırma için uygun olmayan

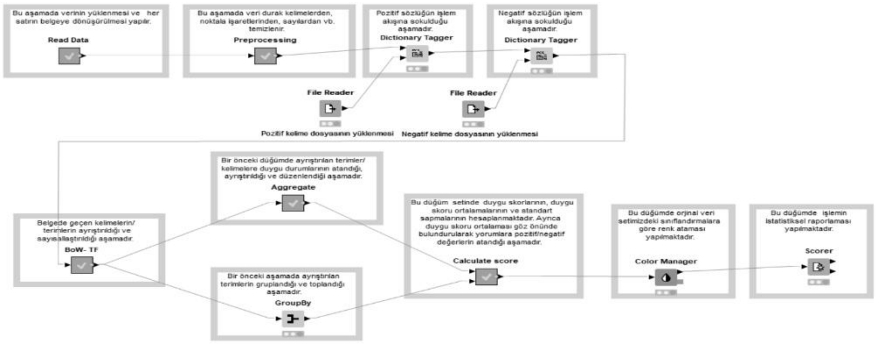
veriler temizlenmiştir. Geriye kalan 9869 Türkçe ve 2684 İngilizce yorum araştırma analizlerinde kullanılmıştır.

Duygu analizi araştırmaları deneysel bir özelliğe sahip olduğundan, araştırma yöntemleri içerisinde nicel araştırmalar kapsamında değerlendirilmektedir. Platformlar içerisinde web kazıma özelliğine uygun platformlardan biri tercih edildiği için, amaçsal örnekleme yöntemi benimsendiği söylenebilir. Verilerin analiz edilmesinde veri madenciliği yöntemlerinden biri olan metin madenciliği benimsenmiştir.

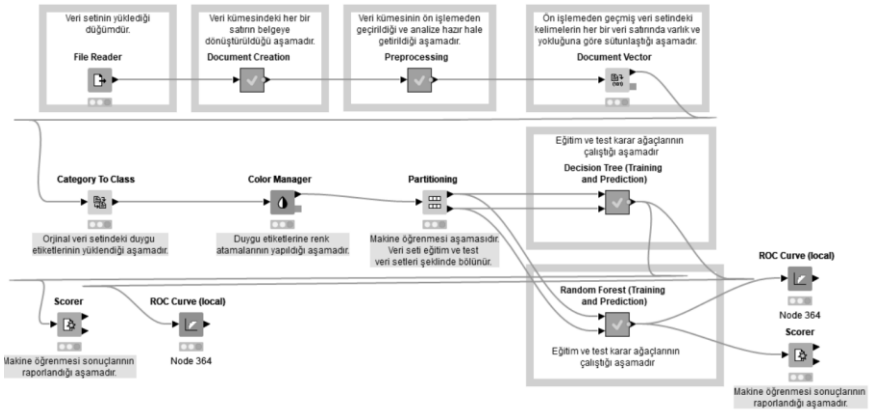
Araştırmada, metin madenciliği kapsamında duygu analizi tekniği kullanılmıştır. Duygu analizi çalışmalarında temel amaç, metinlerde ifade edilen duyguları tanımlamak ve sınıflandırmaktır (Medhat vd., 2014: 1093). Bu kapsamda sözlük tabanlı ve makine öğrenimi modellerinin oluşturulmasında KNIME yazılımı kullanılmıştır. Açık kaynak kodlu bir platform olarak 2004 yılında Konstanz Üniversitesi tarafından geliştirilen KNIME (Köse, 2018: 59); veri madenciliği kapsamında makine öğrenmesi, modelleme, görselleştirme ve raporlama için kullanılmaktadır (Berthold vd., 2009: 26). KNIME platformu, düğümler (node) ve oluşturulan işlem akışları üzerine işlemektedir. Bu kapsamda sözlük tabanlı ve makine öğrenmesi modellerinin oluşturulmasında Şekil 1 ve 2'deki işlem akışı takip edilmiştir.

Veri kümesi içerisinde kullanıcı puanları ve yorumları yer almaktadır. Farklı dillerde olan kullanıcı yorumları öncelikle Türkçe ve İngilizce olmak üzere sınıflandırılmıştır. İşlenmemiş veri setleri Resim 1 ve 2'de verilmiştir.

Şekil 1: Sözlük Tabanlı Modellemeye İlişkin İşlem Akışı



Şekil 2: Makine Öğrenmesi Temelli Modellemeye İlişkin İşlem Akışı



Resim 1: Türkçe Veri Seti

İng	puan	yorumlar
tr	0	
tr	1	Sahibin reklamını yapmadığı şey, birkaç odadan birine tahsis edilebilir. Ben soran 4/5 gün sonra, oda kirli, duman kokusu, fırın yok, hiçbir mikro, güvenli, hiçbir bardak / bardak, yetersiz sandalye veya veranda mobilya, havuz değil gürültülü barlar bakan taşındı. Daha da kötüsü olan alternatif oda, daha sonra marjinal olarak daha iyi olan üçüncü oda gösterilmiştir. Onlar olsaydı reklamı hiçbir oda rezervasyonu olmazdı. Ödeme korumasına dikkat edin, orada kalırsanız ve ilk gün gezi danışmanına şikayette bulunmazsanız, öğrendim ki sahibinden geri ödeme almazsınız. Bence yanlış tanıtılmış reklam, hiç kitap yok!
tr	1	Burası tatil geçirmek için korkunç ve berbat bir yer. Avged olmak! Artıları: Sahile çok yakın mükemmel bir konumda bulunan geniş daire. Güzel klimalı. Kesinlikle güzel, çok cana yakın ve yardımsever bir yönetici. Eksileri: Odalar çok kötü donanımlı ve kirli. Çöp varışta dolap ve dolaplarda bıraktı. Sadece birkaç bardak, tabak ve kaseler. Sadece dört sandalye (yedi yataklı dairede). Çok zayıf temizlik. Dolaptaki böcekler. Soba için gaz kabı boş. Mikro iğrenç, yağlı, lekeli ve zar zor çalışıyor. Bulaşık makinesi yok (resimlerde gösterilmesine rağmen). TV sıra dışı. Tavan fanı arızalı. Buzdolabı temiz değil. Banyo ve banyo havzalarında ve tuvalet kağıdında kalan kısımlar ve varışta genel olarak pislikler bulunmaktadır. Duş tahliyesi engellendi. Hem arkada hem de önde wc tabanından kahverengi sızıntı. Küvet ile banyoda hoş olmayan bir koku. Küvetin içi pisliklerle kahverengi ve ağır çizik. Eski çamaşır makinesi Belirtildiği kadar yatak değil. Ayrıca belirtildiği gibi hiçbir çekyat. Sadece birkaç yatak yastık kılıfı vardı. Gerisi sadece çarşaf ve yatak örtüleri. Neredeyse herhangi bir temizlik malzemesi, bu yüzden bir banyo tırmıkla temiz zemin kazımak zorunda kaldı. Havuz alanı çok kirli ve acımasızca ihmal edildi. Haftalarca temizlik göremedik. 3 inç boyunda beteende fayans büyüyen yabani otlar. Sigara izmaritleri, şişeler ve diğer çöpler etrafa serpildi ve temizlenmedi. Havuz suyu bulanık ve algler yeşildir. Havuzun etrafındaki cam kırıkları ve her birinin içinde, havuza bitişik havuz kimyasalları içeren kap yığınları. Şezlonglar kirli ve plastik çatlamış. Elektrik kabloları tehlikeli şekilde ortaya çıkar. Hizmet fişleri patladı ve bir ampul patladı. Girişin önündeki aşırı çöp konteynerleri. Havaalanından transfer sözü verildi, ancak bu başarısız oldu. Biz önceki gün rezervasyonu ve biz sabah erken varış hakkında bilgi vardı rağmen bize anahtar teslim kimse yoktu....
tr	1	Kirli ve sipariş olmadan Üç gece konaklama İki kere çarşaf değişikliği yok Oda temizliği değişimi çok zayıfı Bu oteli bir daha asla seçmem. Telefon ve saat işe yaramadı ?? ?? ?? ????? ?? ???? ?? ??? ?????? ????? ?? ????? ??? ????? ???? ???? ???? ??? ????? ???? ????? ??? ?? ???? ? ???? ???? ??? ??? ??? ?? ???? ?????? ??? ??? ?? ?????? ??????
tr	1	Her şeyden önce bir otele kötü bir yorum yapmadım. Ancak bu gerçekten UPSETTING oldu. Öncelikle bilgisayarımda ismimi bulmak ve rezervasyonumu onaylamak 20 dakika sürdü. İkincisi, 3 yaşındaki çocuğum için hiçbir şeylerinin olmadığını söylediler. En az bir ilave sayfa almak bizi aramamıza 8 saat 4 kez aldı. Dolaptaki ekstra yastık, kirli ve yırtılmış. Çarşaf probleminden sonra başka bir yastık çağırmak için bile uğraşmadık. Son fakat daha da kötüsü, neredeyse hiçbir şey odada işe yaramazdı. Klima, saç kurutma makinesi, internet vb. Ne zaman bu sorunlar hakkında alımı söylediklerinde bana tüm sorunlar için sorumlu olduğumu bana verdi. Sonunda söyleyebilirim ki hissediyorum: Bu otelden nefret ediyorum
tr	1	Orada kaldım ve kontrol ettikten sonra pasaportumuzu yasadışı olarak tuttular ve polisle ilgili bazı sıkıntılara neden oldular. Pasaportumu talep ettim ve yasadışı olduğunu bilerek reddettiler. Polis, şikayette bulunmak ve geri almak için en yakın karakola gitmemi söyledi, çünkü yine de pasaportunuzu almak YASAL DEĞİLDİR. Eğer yasalara uymazlarsa, yasadışı olarak başka ne yaptıklarını da kim bilir. Ayrıca hiç ingilizce bilmiyorlar, sadece hindi ya da biraz farsça. Önerim başka bir otel seçin.

Resim 2: İngilizce Veri Seti

İng	puan	yorumlar
en	1	This place is for animals. There is no toilet, no shower, no clean bed. That bed is dirty. Everywhere is very very dirty. Bad smell. We run away from that place. They don't
en	1	There is nothing good to say about this hotel. There are lots of insects both in rooms and over the "open-buffet". (The lady at the front desk told me hat "it is normal for Sarmisakli...) The food is terrible. You cannot sleep in the room, because there is a bar at the front of the hotel. Avoid this hotel if you don't want your holiday be a disaster
en	1	the lobby of the Yesil Artvin Hotel in Erzurum. Firstly, it is quite a distance from the centre so if you don't have a car it will be a 10 minute taxi from the centre of town. We chose it because it is right beside the bus to Yusufeli, where we were headed next. But once inside, we realized the "light and fresh" comment in the review above had to be made by a hired writer. The lobby is brown and a bit dingy. The rooms were so small we honestly could not get our bags in the door without knocking things off tables. Our bags are smallish in size. The price did not seem comparable to others in much better locations. But worst of all was the creepy and disturbing smile of the receptionist who
en	1	We have rented few places in Bodrum and they were all very nice and well kept. I rented this place from Smile real estate agency in Bodrum for 2400 Euros for about a week. 1) no showers.... They are all broken ...taking shower shouldn't be an option. Unacceptable! 2) the dishwasher is not working and we are 8 people. The previous
en	1	by a family member for the same price, which was not especially cheap in the context of this region of Turkey. We arrived late so decided to accept their offer which proved to be a big mistake as the Zanibek was one of the most basic and dirty places I have ever stayed: literally a hut in a dirty farm with no proper floor or hot water. We had a good meal in the Pelikan that evening, and that place looked nice, but it seemed a complete rip-off that we were paying the owners of the Pelikan quite a high rate for place down the road that was terrible and no where near the same standard. I'm sure the Pelikan is nice, but beware when it is busy as the owners will try and rip you off by
en	1	The worst hotel I have stayed in...lists itself as a 4 star hotel ..but really more like minus 4 stars! Pubic hair in the bed and blood as well. I arrived late and could find an alternative - so slept in my clothes on top of the bed. AVOID THIS HOTEL!! You are better off to go 10 km west along the coast and stay in Zeytinbagi - lovely old town.
en	1	This is the filthiest, dilapidated , disgusting place I have ever had the misfortune to stay, we booked with Booking.com, that won't ever happen again, 3 times I have contacted them and they have ignored me although I note they have now dropped the hotel.The place was described by Booking.com rather differently than reality, we
en	1	Never stay here complete rip off they told me a complete different price when checking in when checking out they bumped the price up. I didnt care about paying more but unfortunately we had to cancel due to my wife having a stroke, not really interested in the monetary value but when hotel was advised their empathy went as far as half a
en	1	dozen words saying you will pay and the audacity to say thanks.hope nobody is ever in the unfortunate position to have something similar with this hotel.
en	1	we were a group of 9 people, using 5 rooms. sheets were clearly used by other customers, door handles broken, dirty sinks with hair inside, toilets not flushing properly,
en	1	We booked this hostel using hostel brokers and we were told it was 70 lira a night for our room but when we went to check out they had charged us 90 lira a night and said that it was 20 extra lira a night for air conditioning even though it said that was included in our original price of 70 lira. They were rude when we confronted them about this

Veri setlerinden gerek sözlük tabanlı gerekse makine öğrenmesi modellerinde sonuç elde edebilmek için bir öğrenme verisine ihtiyaç duyulmaktadır. Bunun içinde her bir satırdaki yoruma duygu ataması yapılması gerekmektedir. Duygular, "Pozitif" ve "Negatif" olacak şekilde atanmıştır. Duyguların atanması sürecinde kullanıcı puanlamaları baz alınmıştır. Kullanıcılar genellikle ürün-hizmet kullanımı sonrasındaki düşüncelerini puan olarak 1 ile 5 arasında derecelendirmektedir. Derece olarak 1 ve 2 kötü, 3 orta, 4 ve 5 ise iyi olarak değerlendirilmektedir. Yapılan araştırmalarda (Dhar & Bose, 2022; Tian vd., 2021; Chatterjee, 2019) tüketicilerin puanlamalarının duygusal eğilimleri ile ilişkili olduğu görülmüştür. Buradan hareketle 1 ve 2 puan vererek yorum yapan kullanıcıların yorumlarına "Negatif" duygu değeri atanırken; 4 ve 5 puan verilerek yapılan yorumlara "Pozitif" duygu değeri atanmıştır. Bunların haricinde 3 puan verilerek yapılan yorumlar orta derece olarak değerlendirildiği için, araştırmacılar tarafından tek tek değerlendirilmiştir. Değerlendirme neticesinde duygu durumuna göre yorumlara "Pozitif" ya da "Negatif" atamalar yapılmıştır. Türkçe veri setinde 9869 yorum mevcuttur. İngilizce veri setinde ise 2684 yorum mevcuttur.

3.1. Bulgular

Araştırmanın bulguları iki başlık altında sunulmaktadır. Birinci başlık altında sözlük tabanlı modellemeye ilişkin bulgular verilirken; ikinci başlık altında makine öğrenmesi temelli modellemeye ilişkin bulgular aktarılmaktadır.

3.1.1. Sözlük Tabanlı Modellemeye İlişkin Bulgular

Sözlük tabanlı sınıflandırma modelinde bulgular Türkçe ve İngilizce veri setleri için ayrı ayrı verilmektedir. Birinci kısımda Türkçe veri setine ilişkin bulgulara yer verilirken; ikinci kısımda İngilizce veri setine ilişkin bulgulara yer verilmiştir.

3.1.1.1. Türkçe Veri Setine İlişkin Bulgular

Türkçe veri setinde 9863 yorum bulunmaktadır. Bu yorumlara yönelik sözlük tabanlı sınıflandırma yapılmadan önce atanan pozitif ve negatif değerlere bakıldığında; 2453 tanesi "Negatif" duygu etiketine

sahipken; 7410 tanesi "Pozitif" etiketlidir. Ön işlemeden geçen veri seti üzerinde yapılan duygu hesaplamasına baktıktan sonra 9666 tane yoruma yönelik duygu hesaplaması yapıldığı görülmektedir. Veri dengeli olup olmadığına bakıldığında;

IR = 2453/7410 = 0.33

Elde edilen değer (0.33) Türkçe veri setinin dengesiz dağılım gösterdiğini ifade etmektedir.

Tablo 2: Türkçe Veri Setine İlişkin Karışıklık Matrisi ve Sınıflandırma Metrikleri

	NEGATİF	POZİTİF	Metrikler	Değerler
NEGATİF	2044	349	Kesinlik (Precision)	0.925
			Duyarlılık (Recall)	0.854
POZİTİF	2969	4304	F_1 (F-measure)	0.722
			Doğruluk (Accuracy)	0.657

Türkçe veri seti üzerine gerçekleştirilen sözlük tabanlı modelleme de 6348 doğru sınıflandırma yapılmışken, 3318 adet yanlış sınıflandırma yapılmıştır. Tablo 2 incelendiğinde; sözlük tabanlı uygulamanın Türkçe veri setindeki "Pozitif" etiketli yorumların 4304 tanesini "**Pozitif - TP**" olarak sınıflandırırken, "Negatif" etiketli yorumların 2044 tanesini de "**Negatif - TN**" olarak doğru şekilde sınıflandırmıştır. Bunların yanı sıra "Pozitif" etikete sahip olan 2969 yorum ise model tarafından "**Negatif - FN**" olarak sınıflandırılırken, "Negatif" etikete sahip yorumların 349 tanesi model tarafından "**Pozitif - FP"** olarak yanlış şekilde sınıflandırılmıştır. Sözlük tabanlı modelleme de Türkçe veri setleri üzerinde yapılan analizde modelin kesinlik değerinin (0.925) ve duyarlık (0.854) değerinin yüksek ve birbirine yakın olması sınıflandırmanın başarılı olduğuna işaret etmektedir. Veri setinin dengesizliği göz önüne alındığında anlam kazanan F_1 değerine (0.722) bakıldığında, modelin doğruluk değerinde gösterildiği üzere sınıflandırma başarısı %65'tir.

3.1.1.2. İngilizce Veri Setlerine İlişkin Bulgular

İngilizce veri setinde 2684 satırlık veri bulunmaktadır. Bu veriler de Türkçe veri setinde olduğu gibi kullanıcı yorumlarına göre 1-2 puan alanlar "negatif"; 4-5 puan alanlar "pozitif" olarak etiketlenmiştir. Yorumlarda 3 puan alanlar ise araştırmacılar tarafından okunarak yorumdaki baskın duyguya göre "pozitif" ya da "negatif" olarak etiketlenmiştir. Çalışma neticesinde veri setlerinin 832 tanesi "negatif", 1852 tanesi "pozitif" etiketlidir.

IR = 832/1852 = 0.44

Dengesizlik oranına göre İngilizce veri seti dengesiz dağılım göstermektedir. Tablo 3'te modelin karışıklık matrisi ve sınıflandırma metrikleri verilmektedir.

Tablo 3: İngilizce Veri Seti Karışıklık Matrisi ve Sınıflandırma Metrikleri

	NEGATİF	POZİTİF	Metrikler	Değerler
NEGATİF	706	96	Kesinlik (Precision)	0.922
			Duyarlılık/Hassasiyet (Recall)	0.88
POZİTİF	638	1133	F_1 (F-measure)	0.755
			Doğruluk (Accuracy)	0.715

Model kapsamında 1839 doğru sınıflandırma yapılırken, 734 yanlış sınıflandırma yapılmıştır. Karışıklık matrisine göre; "Pozitif" etiketli yorumların 1133 tanesi model tarafından "**Pozitif - TP**" olarak sınıflandırılırken, "Negatif" etiketli yorumların 706 tanesi model tarafından "**Negatif - TN**" olarak sınıflandırılmıştır. Bunların yanı sıra "Pozitif" etikete sahip olan 638 yorum ise model tarafından "**Negatif - FN**" olarak sınıflandırılırken, "Negatif" etikete sahip yorumların 96 tanesi model tarafından "**Pozitif - FP"** olarak sınıflandırılmıştır. Veri seti üzerinde gerçekleştirilen sözlük tabanlı duygu analizi uygulamasının metriklerine bakıldığında kesinlik (0.922), duyarlık (0.88) yüksekliği ve yakınlığı başarılı sınıflandırmaya işaret etmektedir. Veri setinin dengesiz dağılımı da göz önünde bulundurulduğunda F_1 değerinin (0.755) yüksekliği ve diğer metriklere yakınlığı modelin sınıflandırmada doğruluk değerine göre %71 oranın başarılı sınıflandırma yaptığını göstermektedir.

3.1.2. Makine Öğrenmesi Temelli Modellemeye İlişkin Bulgular

Sözlük tabanlı modelleme de olduğu gibi aynı veri setleri üzerinde makine öğrenme algoritmaları çalıştırılarak sınıflandırma yapılmıştır. Elde edilen bulgular Türkçe ve İngilizce veri setlerine göre ayrı başlıklar altında sunulmaktadır.

3.1.2.1. Türkçe Veri Setine İlişkin Bulgular

Türkçe veri setleri üzerine gerçekleştirilen makine öğrenme algoritmaları neticesinde ortaya çıkan karışıklık matrisi ve sınıflandırma metrikleri (Tablo 4) incelendiğinde;

Tablo 4: Makine Öğrenme Algoritmaları Karışıklık Matrisi ve Sınıflandırma Metrikleri

Decision Tree (Karar Ağacı)				
	NEGATİF	**POZİTİF**	**Metrikler**	**Değerler**
NEGATİF	427	308	Kesinlik (Precision)	0.864
			Duyarlılık (Recall)	0.878
POZİTİF	272	1951	F_1 (F-measure)	0.871
			Doğruluk (Accuracy)	0.804
Random Forest (Rassal Orman)				
	NEGATİF	**POZİTİF**	**Metrikler**	**Değerler**
NEGATİF	457	278	Kesinlik (Precision)	0.884
			Duyarlılık (Recall)	0.952
POZİTİF	106	2117	F_1 (F-measure)	0.917
			Doğruluk (Accuracy)	0.87

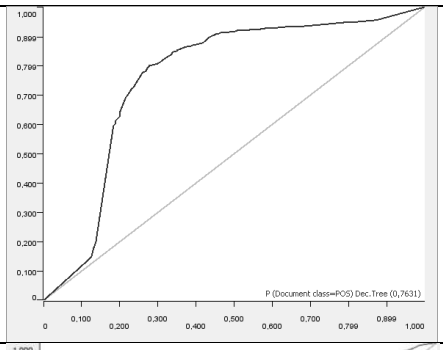
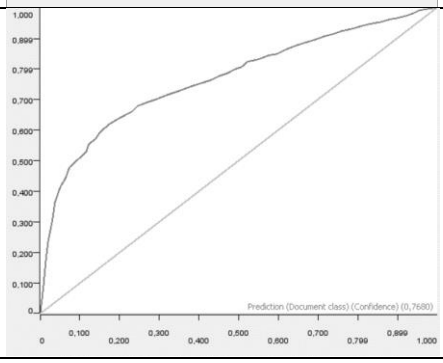
Makine öğrenme algoritmalarının çıktılarına göre;

Decision Tree algoritması sınıflandırma sürecinde "Pozitif" etiketli 1951 yorumu **"Pozitif - TP"** olarak sınıflandırırken; 427 adet "Negatif" etiketli yorumu **"Negatif - TN"** olarak sınıflandırmıştır. Bunların yanı sıra algoritma "Negatif" etiketli 272 yorumu **"Pozitif -FP"**, "Pozitif" etiketli 308 yorumu da **"Negatif - FN"** olarak etiketlemiştir. Algoritmanın sınıflandırma başarını değerlendirmek için sınıflandırma metriklerine bakıldığında; kesinlik (0.86), duyarlık (0.87) ve F_1 (0.871) değerlerdeki yükseklik ve yakınlık doğruluk değerinde görüldüğü gibi %80 oranında başarılı bir sınıflandırma yaptığını göstermektedir.

Random Forest algoritmasının gerçekleştirdiği sınıflandırmaya göre; "Pozitif" etiketli 2117 yorum **"Pozitif -TP"** olarak sınıflandırılırken; "Negatif" etiketli 457 yorum da **"Negatif - TN"** olarak sınıflandırmıştır. Bunların yanı sıra algoritma "Negatif" etiketli 106 yorumu **"Pozitif - FP"**, "Pozitif" etiketli 278 yorumu da **"Negatif - FN"** olarak etiketlemiştir. Algoritmanın sınıflandırma başarısını veren metrikler incelendiğinde, kesinlik (0.884), duyarlık (0.952) ve F1 (0.917) değerindeki yükseklik ve birbirine yakınlık algoritmanın doğruluk değerinde görüldüğü gibi %87 oranında başarılı sınıflandırma yaptığını göstermektedir.

Düzensiz dağılıma sahip veri setleri üzerine gerçekleştirilen makine öğrenmesi algoritmalarının başarı performans ölçütü olan ROC Eğrisi Şekil 3'te verilmiştir.

Şekil 3: Türkçe Veri Seti Makine Öğrenme Algoritmaları ROC Eğrileri

Decision Tree ROC Eğrisi	
Random Forest ROC Eğrisi	

Makine öğrenme algoritmalarının ROC eğrileri incelendiğinde Area Under Curve değeri Decision Tree algoritması için 0.763 iken; Random Forest algoritması için 0.768'dir. Eğrinin konumu ve AUC değeri göz önünde bulundurulduğunda, modeller iyi düzeyde bir sınıflandırma performansına sahiptir.

3.1.2.2. İngilizce Veri Setine İlişkin Bulgular

İngilizce veri setleri üzerine gerçekleştirilen makine öğrenme algoritmaları neticesinde ortaya çıkan karışıklık matrisi ve sınıflandırma metrikleri (Tablo 5) incelendiğinde,

Tablo 5: Karışıklık Matrisi

Decision Tree (Karar Ağacı)				
	NEGATİF	**POZİTİF**	**Metrikler**	**Değerler**
NEGATİF	160	87	Kesinlik (Precision)	0.838
			Duyarlılık/Hassasiyet (Recall)	0.812
POZİTİF	104	449	F_1 (F-measure)	0.825
			Doğruluk (Accuracy)	0.761
Random Forest (Rassal Orman)				
	NEGATİF	**POZİTİF**	**Metrikler**	**Değerler**
NEGATİF	184	63	Kesinlik (Precision)	0.882
			Duyarlılık/Hassasiyet (Recall)	0.854
POZİTİF	81	472	F_1 (F-measure)	0.868
			Doğruluk (Accuracy)	0.82

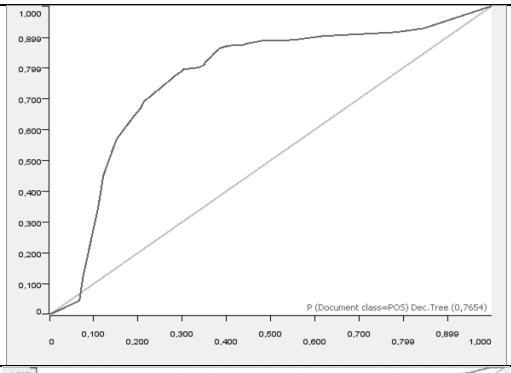
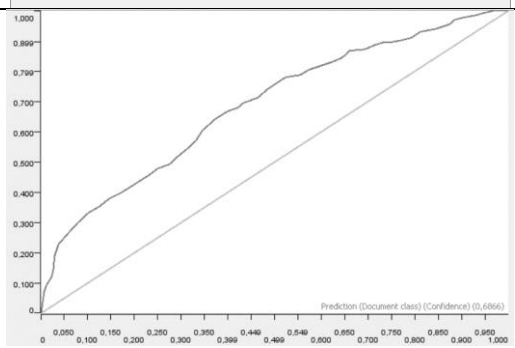
Makine öğrenme algoritmalarının çıktılarına göre;

Decision Tree algoritması sınıflandırma sürecinde "Pozitif" etiketli 449 yorumu **"Pozitif - TP"** olarak sınıflandırırken; 160 adet "Negatif" etiketli yorumu **"Negatif - TN"** olarak sınıflandırmıştır. Bunların

yanı sıra algoritma "Negatif" etiketli 104 yorumu **"Pozitif - FP"**, "Pozitif" etiketli 87 yorumu da **"Negatif - FN"** olarak sınıflandırmıştır. Algoritmanın sınıflandırma başarını değerlendirmek için sınıflandırma metriklerine bakıldığında; kesinlik (0.838), duyarlık (0.812) ve F_1 (0.825) değerlerindeki yükseklik ve yakınlık doğruluk değerinde görüldüğü gibi %76 oranında başarılı bir sınıflandırma yapıldığını göstermektedir.

Random Forest algoritmasının gerçekleştirdiği sınıflandırmaya göre; "Pozitif" etiketli 472 yorum **"Pozitif - TP"** olarak sınıflandırılırken; "Negatif" etiketli 184 yorum da **"Negatif - TN"** olarak sınıflandırmıştır. Bunların yanı sıra algoritma "Negatif" etiketli 81 yorumu **"Pozitif - FP"**, "Pozitif" etiketli 63 yorumu da **"Negatif - FN"** olarak sınıflandırmıştır. Algoritmanın sınıflandırma başarısını veren metrikler incelendiğinde; kesinlik (0.882), duyarlık (0.854) ve F_1 değerindeki (0.868) yükseklik ve birbirine yakınlık algoritmanın doğruluk değerinde görüldüğü gibi %82 oranında başarılı sınıflandırma yaptığını göstermektedir. Tabi ki makine öğrenmeye dayalı sınıflandırma çalışmalarında ROC eğrisi oldukça önemlidir. ROC eğrisi algoritmaların sınıflandırma performanslarını vermektedir. Bu değer dengesiz veri setleri için daha anlamlıdır. Veri setinin dengesiz dağılımı göz önünde bulundurularak Şekil 4'teki ROC Eğrisi incelendiğinde;

Şekil 4: İngilizce Veri Seti ROC Eğrisi

Decision Tree ROC Eğrisi	
Random Forest ROC Eğrisi	

Eğrinin altında kalan kısım Decision Tree algoritmasında 0,765 iken; Random Forest algortimasında 0.686 olarak gözlemlenmektedir. Eğrinin konumu ve AUC değeri göz önünde bulundurulduğunda, modeller iyi düzeyde bir sınıflandırma performansına sahiptir.

4. Sonuç

Bilgi ve iletişim teknolojilerindeki gelişmeler hayatın tüm alanını derinden etkilemiştir. Özellikle Web 2.0 teknolojisi pasif ve edilgen kimliğe sahip bireyleri, aktif ve üretici bir konuma terfi ettirmiştir. Dolayısıyla bireyler işletmeler karşısında açık hedefler olmaktan çıkmış, gücü elinde tutan stratejik paydaşlara dönüşmüştür. Böyle bir süreçte işletmelerin, sundukları ürün ve hizmetler dijital platformlar üzerinden araştırılmakta ve yorumlanmaktadır. Her birey bir ürün ve hizmet satın almadan önce kendisinden önce bu ürün ve hizmeti kullanan diğer kullanıcıların dijital platformlardaki puanlamalarına ve yorumlarına büyük önem vermektedir. İşletmeler açısından da puanlamalar ve yorumlar ürün ve hizmetin pazarlama başarısında kritik bir yere sahiptir. Ghimere vd., (2022:1) göre bu verilerden elde edilen bilgiler promosyon geliştirme ve fiyatlandırma süreçlerinde kullanılırken; Li vd., (2020:332) göre pazarın

bölümlendirilmesinde, ürün ve hizmetlerin fiyatlandırılmasında, işletme kapasitelerinin geliştirilmesinde kullanılmaktadır. Kullanıcı türevli içerik özelliğine sahip dijital platformlar bu sebeplerle işletmelerin odak noktası haline gelmiştir. Kullanıcıların ürün ve hizmetleri hakkında gerçekleştirdikleri puanlamalar ve yorumlar işletmelerin pazarlama stratejilerinin geliştirilmesinde stratejik bir önem kazanmaktadır. Nitekim dijital ortamlardaki bu kullanıcı yorumları büyük, karmaşık ve hızlı olması sebebiyle, işletmeler ve diğer bireyler tarafından manuel olarak değerlendirmeyi imkansız kılmaktadır. Kullanıcıların kendisinden önce ürün ve hizmetten yararlanan kullanıcıların duygusal eğilimlerini de merak etmeleri, büyük veri yığınları içerinde bulunan bilgi örüntülerine ve duygusal eğilimlere ulaşmak için veri madenciliği, metin madenciliği, duygu analizi gibi büyük veri analitiği yaklaşımları ve tekniklerini ön plana çıkarmaktadır. Burada önemli olan etkin yöntem ve tekniğin belirlenmiş olmasıdır. Özellikle kullanıcı yorumlarındaki duygusal eğilimlerin ortaya koyulmasında duygu analizi/fikir madenciliği tekniği sözlük tabanlı ve makine öğrenme olmak üzere farklı tekniklere sahiptir. Yorumlardaki farklı dilsel özellikler de göz önünde bulundurulduğunda hangi tekniğin hangi dilsel özelliğe sahip veri kümelerinde daha etkin olduğunun ortaya çıkarılması, bundan sonra yapılacak çalışmalar ve işletmeler için önemli bir bulgu sunacaktır. Araştırmanın amacı da bu farklı dilsel özelliklere (Türkçe ve İngilizce) sahip veri setleri üzerinden duygu analizi tekniklerinin karşılaştırılmasını içermektedir. Bu amaç doğrultusunda gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen sonuçlar şu şekildedir:

Dengesizlik oranına (IR) bakıldığında iki veri seti de dengesiz bir dağılım göstermektedir.

- Sözlük tabanlı duygu analizinde;
    - Türkçe veri setlerinde sınıflandırma başarısının (%65) orta düzeyde olduğu görülmektedir.
    - İngilizce veri setlerinde de sınıflandırma başarısının (%71) orta düzeyde olduğu görülmektedir.
- Makine öğrenmesi algoritmalarına göre gerçekleştirilen analizler neticesinde elde edilen bulgulara göre;
    - Türkçe veri seti üzerine gerçekleştirilen makine öğrenme algoritmalarında, Decision Tree algoritmasının sınıflandırma başarısı doğruluk değerine göre %80 iken, Random Forest algoritmasının sınıflandırma başarısı %87'dir. Veri setinin dengesizliği göz önünde bulundurulduğunda anlam kazanan ROC Eğrisine göre Decision Tree için sınıflandırma başarı %76 iken; Random Forest için %77'dir. Genel anlamda sınıflandırma başarısının her iki makine öğrenmesi algoritması için oldukça iyi bir seviyede olduğu söylenebilir.
    - İngilizce veri setlerinde ise Decision Tree algortiması doğruluk değerine göre %76 düzeyinde başarılı sınıflandırma yaparken, Random Forest algoritması doğruluk değerine göre %82 düzeyinde başarılı sınıflandırma yapmıştır. Veri setinin dengesiz dağılımı sebebiyle ROC Eğrisine bakıldığında, Decision Tree için sınıflandırma başarısı %76 iken; Random Forest için %69'dur.

Buradan hareketle otel kullanıcıları yorumları üzerine gerçekleştirilen sözlük analizlerde duygu sınıflandırmasının Türkçe veri setine göre İngilizce veri setinde daha başarılı olduğu görülmektedir. Makine öğrenme algoritmalarında ise Türkçe veri seti üzerinde Random Forest algortimasının daha başarılı olduğu görülmektedir. İngilizce veri setlerinde ise metriklere göre her ne kadar Random Forest daha başarılı görünse de verinin dengesizliğinde değer kazanan ROC eğrisine göre Decision Tree algoritmasının daha başarılı olduğu görülmektedir. Her iki veri setindeki değerler karşılaştırıldığında da; makine öğrenme algoritmalarının sınıflandırma başarısının Türkçe veri setinde, daha başarılı olduğu ortadadır. Her iki veri setindeki duygu analizi yaklaşımları ele alındığında makine öğrenme algoritmalarının her iki veri setinde de sözlük tabanlı uygulamalara göre daha başarılı sınıflandırma yaptığı görülmektedir.

Araştırma neticesinde elde edilen sonuçlar otel işletmeleri açısından önemli bilgiler ortaya koymaktadır. TripAdvisor gibi platformlara bağlanarak bu platformalar üzerinden müşterilerine ulaşan otel işletmelerinin, hizmet kullanımı sonrasında müşterilerin duygu ve düşüncelerini öğrenmeleri manuel yöntemlerle mümkün değildir. Bu büyük veri yığınlarından duygusal eğilimlerin elde edilmesinde fikir

madenciliği uygulamaları önemlidir. Farklı yaklaşımların (sözlük tabanlı ya da makine öğrenme) olduğu fikir madenciliği uygulamalarından hangilerinin hangi dil yapılarında daha etkin sonuçlar ürettiği bilgisi, işletmelerin süreç içerisinde daha hızlı kararlar almasına ve uygulamasına katkı sağlayacaktır. Ayrıca tüketicilerin çevrimiçi yorumları üzerine gerçekleştirilen araştırmalara da katkı sunacaktır.

Kaynaklar

Ağca, Y. (2019), *Çevrimiçi Seyahat Acentalarında Oda Fiyatlarına Etki Eden Faktörlerin Araştırılması* (Yayınlanmamış Doktora Tezi), Erzurum: Atatürk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Ağca, Y. (2021), Otel Oda Fiyatlarını Açıklamada Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kıyaslanması, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 13(1), s.450-463.

Alpar, R. (2010), *Uygulamalı İstatistik ve Geçerlik-Güvenirlik: Spor, Sağlık ve Eğitim Bilimlerinden Örneklerle*, Ankara: Detay Yayıncılık.

Asani, E., Vahdat-Nejad, H. ve Sadri, J. (2021), Restaurant Recommender System Based on Sentiment Analysis, *Machine Learning with Applications*, *6*, s.100-114. https://doi.org/10.1016/J.MLWA.2021.100114

Ballantine, P. W., Lin, Y. ve Veer, E. (2015), The İnfluence of User Comments on Perceptions of Facebook Relationship Status Updates, *Computers in Human Behavior*, *49*, s.50–55. https://doi.org/10.1016/J.CHB.2015.02.055

Berthold, M. R., Cebron, N., Dill, F., Gabriel, T. R., Kotter, T., Meinl, T., Ohl, P., Thiel, K. ve Wiswedel, B. (2009), *KNIME-The Konstanz Information Miner Version 2.0 and Beyond*, 11(1), s.26-31. https://doi.org/10.1145/1656274.1656280

Chen, Y., Liu, D., Liu, Y., Zheng, Y., Wang, B. ve Zhou, Y. (2022), Research on User Generated Content in Qvea System and Online Comments Based on Text Mining, *Alexandria Engineering Journal*, *61*(10), s.7659–7668. https://doi.org/10.1016/J.AEJ.2022.01.020

Chatterjee, S. (2019), Explaining customer ratings and recommendations by combining qualitative and quantitative user generated contents, *Decision Support Systems*, *119*, s. 14–22. https://doi.org/10.1016/J.DSS.2019.02.008

Chittiprolu, V., Samala, N. ve Bellamkonda, R. S. (2021), Heritage Hotels and Customer Experience: A Text Mining Analysis of Online Reviews, *International Journal of Culture, Tourism and Hospitality Research,* 15(2), s.131-156.

Dandıl, E. ve Karakurt, B. (2019), Sosyal Medya Uygulamalarında Kullanıcı Yorumlarının Metin Madenciliği ile Sınıflandırılması, *International Congress on HumanComputer Interaction, Optimization and Robotic Applications*, s.203–207.

Dean, J. (2014), *Big Data, Data Mining, and Machine Learning: Value Creation for Business Leaders and Practitioners,* New Jersey: John Wiley ve Sons.

Dehkharghani, R., Yanikoglu, B., Saygin, Y. ve Oflazer, K. (2016), Sentiment Analysis in Turkish at Different Granularity Levels, *Natural Language Engineering*, *23*(4), s.535–559. https://doi.org/10.1017/S1351324916000309

Deng, S., Sinha, A. P. ve Zhao, H. (2017), Adapting Sentiment Lexicons to Domain-Specific Social Media Texts, *Decision Support Systems*, 94, s.65–76. https://doi.org/10.1016/J.DSS.2016.11.001

Dhar, S., & 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*. https://doi.org/10.1016/J.DSS.2022.113769

Flach, P. (2019). *Performance Evaluation in Machine Learning: The Good, the Bad, the Ugly, and the Way Forward*, The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-19), 33(1), s.9808–9814.

Ghimire, B., Shanaev, S., & Lin, Z. (2022), Effects of Official versus Online Review Ratings, *Annals of Tourism Research*, *92*. https://doi.org/10.1016/J.ANNALS.2021.103247

Han, J., Kamber, M. ve Pei, J. (2012), *Data Mining: Concepts and Techniques*, Waltham: Morgan Kaufmann Publishers.

Hananto, A. (2015), Application of Text Mining to Extract Hotel Attributes and Construct Perceptual Map of Five Star Hotels from Online Review: Study of Jakarta and Singapore Five-Star Hotels, *ASEAN Marketing Journal*, 7(2), s.58-80.

Keskinkılıç, M., Ağca, Y. ve Karaman, E. (2016), İnternet ve Bilgi Sistemleri Kullanımının Turizm Dağıtım Kanallarına Etkisi Üzerine Bir Uygulama, *İşletme Araştırmaları Dergisi,* 8(4), s.445-472. doi:10.20491/isarder.2016.227

Köse, İ. (2018), *Veri madenciliği: Teori, uygulama ve felsefesi*, İstanbul:Papatya Yayın Eğitim.

Kuhzady, S. ve Ghasemi, V. (2019), Factors Influencing Customers' Satisfaction and Dissatisfaction with Hotels: A Text-Mining Approach, *Tourism Analysis,* 24(1), s.69-79.

Kulkarni, A., Chong, D. ve Batarseh, F. A. (2020), Foundations of Data İmbalance and Solutions for a Data Democracy, (Ed. Feras Batarseh ve Ruiib Yang), *Data Democracy: At the Nexus of Artificial Intelligence, Software Development, and Knowledge Engineering,* s.83-105, London:Academi Press.

Lau, K.-N., Lee, K.-H. ve Ho, Y. (2015), Text Mining for the Hotel Industry, *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 46(3), s.344-362.

Li, H., Chen, Q., Zhong, Z., Gong, R. ve Han, G. (2022), E-word of Mouth Sentiment Analysis for User Behavior Studies, *Information Processing ve Management*, 59(1), s.1-12. https://doi.org/10.1016/J.IPM.2021.102784

Lin, H. C. K., Wang, T. H., Lin, G. C., Cheng, S. C., Chen, H. R. ve Huang, Y. M. (2020), Applying Sentiment Analysis to Automatically Classify Consumer Comments Concerning Marketing 4Cs Aspects, *Applied Soft Computing*, 97, s.1-9. https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2020.106755

Li, X., Liu, H., & Zhu, B. (2020), Evolutive Preference Analysis with Online Consumer Ratings, *Information Sciences*, *541*, 332–344. https://doi.org/10.1016/J.INS.2020.06.048

Linoff, G. S. ve Berry, M. J. (2011), *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management.* Indiana, US: Wiley Publishing.

Medhat, W., Hassan, A. ve Korashy, H. (2014), Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A survey, *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), s.1093–1113.

Melián-González, S., Bulchand-Gidumal, J. ve López-Valcárcel, B. G. (2013), Online Customer Reviews of Hotels: As Participation Increases, Better Evaluation Is Obtained, *Cornell Hospitality Quarterly*, 53(3), s.274-283.

Miner, G. D., Elder, J., Fast, A., Hill, T., Nisbet, R. ve Delen, D. (2012), *Practical Text Mining and Statistical Analysis for Non-structured Text Data,* Oxford, UK: Academic Press.

Oğuzlar, A. ve Kızılkaya, M. (2019), *Metin Madenciliğinde Duygu Analizi: R Uygulamalı*, Bursa: Dora Basım-Yayım.

Öğündür, G. (2019), *Doğruluk (accuracy) , kesinlik (precision) , duyarlılık (recall) ya da F1 score ?*, https://medium.com/@gulcanogundur/doğruluk-accuracy-kesinlik-precision-duyarlılık-recall-ya-da-f1-score-300c925feb38 (Erişim Tarihi: 17.02.2022)

Öğüt, H. ve Taş, B. K. (2012), The İnfluence of İnternet Customer Reviews on the Online Sales and Prices in Hotel İndustry, *The Service Industries Journal,* 32(2), s.197-214.

Polat, H. ve Öcal, D. (2020), Çoklu Medyada Ayak İzlerini Sürmek: Büyük Veri ve Yönetimi. (Ed. Derya Öcal ve Hıdır Polat), *Dijital Reklamcılık*, s. 99–130, Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.

Shen, Z., Yang, X., Liu, C. ve Li, J. (2021), Assessment of Indoor Environmental Quality in Budget Hotels Using Text-Mining Method: Case Study of Top Five Brands in China, *Sustainability,* 13(8), s.1-24.

Somprasertsri, G. ve Lalitrojwong, P. (2010), Mining Feature-Opinion in Online Customer Reviews for Opinion Summarization, *Journal of Universal Computer Science,* 16(6), s.938-955.

Sirisuriya, S. (2015), *A Comparative Study on Web Scraping,* Proceedings of 8th International Research Conference, s.135-140.

Taş, B. (2019), *Roc Eğrisi ve Eğri Altında Kalan Alan (Auc)*, https://bernatas.medium.com/roc-eğrisi-ve-eğri-altında-kalan-alan-auc-97b058e8e0cf (Erişim Tarihi: 17.02.2022)

Tian, G., Lu, L., & McIntosh, C. (2021), What Factors Affect Consumers' Dining Sentiments and Their Ratings: Evidence from Restaurant Online Review Data, *Food Quality and Preference*, *88*. https://doi.org/10.1016/J.FOODQUAL.2020.104060

Trenz, M. ve Berger, B. (2013), *Analyzing Online Customer Reviews - An Interdisciplinary Literature Review And Research Agenda*, 21st European Conference on Information Systems (ECIS), Utrecht:Netherlands

Tyagi, N. (2021), *Top 7 Text Mining Techniques,* https://www.analyticssteps.com/blogs/top-7-text-mining-techniques, (Erişim Tarihi: 15.02.2022)

Wei, P.-S. ve Lu, H.-P. (2013), An Examination of the Celebrity Endorsements and Online Customer Reviews İnfluence Female Consumers' Shopping Behavior, *Computers in Human Behavior,* 29(1), s.193-201.

Xiong, Z., Yan, Z., Yao, H., Moreno, J. G., Xiong, Z., Yan, Z., Yao, H. ve Liang, S. (2022). Design Demand Trend Acquisition Method Based on Short Text Mining of User Comments in Shopping Websites, *Information 2022,* 13(3), s.1-16. https://doi.org/10.3390/INFO13030110

Xu, X. ve Li, Y. (2016), The Antecedents of Customer Satisfaction and Dissatisfaction Toward Various Types Of Hotels: A Text Mining Approach, *International Journal of Hospitality Management,* 55, s.57-69.

Zhan, J., Loh, H. T. ve Liu, Y. (2009), Gather Customer Concerns from Online Product Reviews – A Text Summarization Approach, *Expert Systems with Applications,* 36 (2), s.2107-2115.

Zhao, B. (2017), *Web Scraping*, https://www.researchgate.net/profile/Bo-Zhao-3/publication/317177787_Web_Scraping/links/5c293f85a6fdccfc7073192f/Web-Scraping.pdf (Erişim Tarihi: 13.02.2022).