



Research Article

MİSAFİR YORUMLARININ MAKİNE ÖĞRENMESİ YARDIMIYLA DUYGU ANALİZİ: FETHİYE BEŞ YILDIZLI OTELLER ÖRNEĞİ

SENTIMENT ANALYSIS OF HOTEL GUEST REVIEWS WITH MACHINE LEARNING: CASE STUDY OF FETHİYE FIVE-STAR HOTELS

Muhammer İLKUÇAR^{1*} | Cemal ARTUN²

¹Fethiye Faculty of Business Administration, Muğla Sıtkı Koçman University, Türkiye

²Fethiye Faculty of Business Administration, Muğla Sıtkı Koçman University, Türkiye

Article Info:

Received : Dec 22, 2022

Revised : Mar 6, 2023

Accepted : Mar 13, 2023

Keywords:

sentiment analyses
machine learning
guest review analyses
text classification

Anahtar Kelimeler:

duygu analizi
makine öğrenmesi
misafir yorumları analizi
metin sınıflandırma

DOI: 10.46238/jobda.1223009

ABSTRACT

The reviews are one of the important sources that affect people's hotel reservation decisions in tourism. The amount of data created by comments and opinions on hotels is expanding day by day. In order to overcome the difficulty created by this volume of data and the mood behind it, the number of machine learning-based sentiment analyzes is increasing. As a result of the literature review, no study was found that analyzes the comments about the hotels in Fethiye with machine learning. In the 2022 season, the evaluation of the five-star hotels in Fethiye in terms of customers has been revealed. Data for 2022 were used on Tripadvisor and OtelPuan sites to access online hotel reviews. In order to obtain a clearer view in the evaluation of the hotels, a machine learning-based sentiment analysis was carried out on the comments of only five-star hotels in Fethiye and covering a single year. The findings revealed that the customers of the five-star hotels in Fethiye have positive feelings and especially talk about the hotel staff and the location of the hotel. ANN, LSTM, and CNN machine learning methods were used to train and test the data set, and the performance values were compared. The test accuracy performance scores for ANN, CNN, and LSTM are 81%, 73%, and 72%, respectively. According to these results, the ANN model seems to be more successful than the others. On the other hand, all model's training and test MAE performance values were found to be 1.29 and 1.31, respectively. According to these results, it can be concluded that there is no significant difference between the machine learning methods in terms of performance and that the models are successful.

Öz

Turizmde insanların otel rezervasyon kararlarını etkileyen önemli kaynaklardan birisi yorumlardır. Otelere yönelik yorum ve görüşlerin oluşturduğu veri miktarı gün geçtikçe genişlemektedir. Bu veri hacminin ve ardındaki duygu durumunun yarattığı zorluğu aşmak için makine öğrenmesi temelli duygu analizlerinin sayısı artmaktadır. Yapılan literatür taraması sonucunda Fethiye'deki otellere yönelik yorumların makine öğrenmesiyle analiz eden bir çalışmaya rastlanmamıştır. Çalışma ile Fethiye'deki beş yıldızlı otellerin müşteri yorumları makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Çevrimiçi otel yorumlarına ulaşmak için Tripadvisor ve OtelPuan sitelerinde 2022 yılına ait veriler kullanılmıştır. Otellerin değerlendirilmesinde daha net bir görüş elde etmek için Fethiye'deki sadece beş yıldızlı otellere ait ve tek bir yılı kapsayan yorumlar üzerinden makine öğrenmesi temelli duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgular Fethiye'deki beş yıldızlı otellere yönelik müşterilerin pozitif duygular besledikleri ve özellikle otel çalışanları ile otelin konularından bahsettikleri ortaya konulmuştur. Veri seti YSA, LSTM ve CNN makine öğrenme yöntemleri kullanılarak eğitim ve test yapıp sonuçlar karşılaştırılmıştır. Test doğruluk performans değerleri karşılaştırıldığında; YSA %81, CNN %73 ve LSTM %72 olarak bulunmuştur. Yapılan değerlendirme sonucunda mevcut veri seti için YSA diğerlerine göre daha başarılı olarak görünmektedir. Öte yandan tüm modellerin eğitim ve test MAE performans değerleri sırasıyla 1,29 ve 1,31 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlara göre modeller arasında performans açısından anlamlı bir fark olmadığı ve modellerin başarılı olduğu sonucuna varılabilir.

© 2023 JOBDA All rights reserved

*Corresponding author.

E-Posta: muhammerilkucar@mu.edu.tr (M. İlkuçar)

1 | GİRİŞ

Kullanıcı etkileşimine zemin hazırlayan Web 2.0 ile birlikte insanlar; web form, Facebook, Instagram, Twitter gibi platformlarda gidilen turistik destinasyonlar hakkında düşüncelerini, fikirlerini kolaylıkla paylaşabilme imkânı bulmuştur (Kapan ve Güncel, 2020: 277). Web 2.0 ile birlikte Twitter, Amazon ve Trip Advisor gibi web sitelerinde ve sosyal ağlarda kullanıcı tarafından oluşturulan içerik gün geçtikçe genişlemektedir (Berezina vd., 2016) ve hizmetler, ürünler veya etkinlikler hakkında görüşlerin ifade edilmesi için sosyal ağların artan gücüne tanıklık edilmektedir (Araque vd., 2017). Bu paylaşımlar küresel sorunların yanında özellikle insanların duygularını, düşüncelerini ve tutumlarını ifade ettikleri için zengin fikir ve duygu bilgileri içeren kullanıcı değerlendirmelerine veya tavsiyelerine dönüşerek zengin bir internet içeriği oluşturmaktadır (Zhang vd., 2014; Berezina vd., 2016; Ravi ve Ravi, 2015). Böylece teknolojinin ilerlemesiyle birlikte, web teknolojilerinin basit ve kullanılabilir olmasının turizm faaliyetlerine olumlu etkilerinin yansıdığı gözlemlenmektedir (Kapan ve Güncel, 2020).

Turizm sektörüne olumlu etkilerin yansımaları fırsat ve zorlukların analiz edilebilmesine bağlıdır. Çevrimiçi inceleme siteleri ve kişisel bloglar gibi fikir açısından zengin kaynakların artan kullanılabilirliği ve popülaritesi ile birlikte, insanlar artık başkalarının görüşlerini değer vermek ve anlamak için açık kaynak bu bilgileri kullanmaya yönelik yeni fırsatlarla ve zorluklarla karşılaşmaktadırlar (Pang ve Lee, 2008). En büyük zorluk çevrimiçi yaratılan verinin miktarıdır ve bu hacimdeki veriyi yöneticilerin gözden geçirmesi ve değerlendirmesi zor görünmektedir (Berezina vd., 2016). Görüşleri ifade etme ve analiz etme konusunda da önemli bir kaynak olan e-ticarete artan ilgi nedeniyle, duygular, değerlendirmeler ve incelemeler çok daha belirgin hale gelmektedir (Ravi ve Ravi, 2015). Öznel bilgileri etkili bir şekilde işleyebilen sistemler oluşturmak, bir dizi yeni zorluğun aşılması gerekmektedir (Pang ve Lee, 2008). Bu da büyük verinin makine öğrenmesiyle analiz edilerek duygu analizinin gerçekleştirilmesine bağlıdır. Böylece metin sınıflandırmanın ve anlamlandırmanın önemli araştırma alanlarından biri olarak duygu analizi karşımıza çıkmaktadır (Ahmetoğlu ve Daş, 2020).

Çeşitli sektörden birçok işletme, tüketicilerinin düşüncelerini derinlemesine araştırmak için bilişim teknolojilerinin sunduğu avantajlardan ve fırsatlardan yararlanmanın çarelerini aramaktadır (Tuna vd., 2021: 2233). Her şey dahil ile Türkiye'ye gelen turistlerin seyahatlerinin önemli bir parçasını konaklama tesisindeki deneyimleri oluşturmaktadır. Web 2.0 ile beraber seyahate ilişkin hizmet kalitesini takip etmenin odağı tüketicilerin bu alanda yaptıkları değerlendirmeler üzerine yoğunlaşmaktadır (Berezina vd., 2016). Oteller hakkında yapılan yorumların

müşterilerin otel seçimi üzerinde ve satın alma davranışlarında önemi bir etkiye sahip olması,

kullanıcılar tarafından oluşturulan içeriklerin incelenmesi ve analiz edilmesinin gerekliliğini gündeme getirmiştir (Ergüt, 2019). Özetle, güçlü veri analiz araçlarına duyulan ihtiyaçla birleşen veri bolluğu, veri açısından zengin fakat bilgi açısından zayıf bir durum olarak tanımlanmıştır (Han vd., 2012). Bu bilgi açığını gidermede önemli odak noktalarından birisi müşteri yorumlarının arkasındaki duygu durumunu keşfetmektir.

2 | LİTERATÜR

Teknoloji ilerlemesiyle internet evrimleşmektedir ve Web 2.0 ve Web 3.0 (Kapan ve Üncel, 2020) gibi sınıflandırmalar bu evrim sürecinin izlenmesini mümkün kılmaktadır. Bu evrimleşme sürecindeki her dönemde internet uygulamaları farklı olmakla birlikte turizm işletmelerine sunduğu olanaklar gelişmektedir. Böylece turizm işletmelerinin web tabanlı uygulamalardan yararlanmaları çeşitlenmektedir. Günümüzde büyük verinin önem kazanması internetin evrimleşmesinin bir sonucudur. Turizm sektöründe dijitalleşmenin getirdiği dönüşümle büyük veri birtakım avantajlar sunmaktadır. Bu avantajların kullanılabilmesi için verinin anlamlandırılabilmesi gerekmektedir. Turizm işletmeleri büyük veriden müşterilerinin davranışlarını anlamlandırmada yararlanmaktadırlar. Özellikle teknolojinin yardımıyla hem büyük hacimli veri elde edilmekte hem de bu veriyi analiz gücü artmaktadır.

Yukarıda özetlenen Web tabanlı süreç yeni analiz süreçleri üzerinde düşünmeye işaret etmektedir. Büyük veri, çeşitli sektörlerdeki uygulamalarında Veri Madenciliği, Web Madenciliği ve Metin Madenciliği tekniklerinin bir kombinasyonu kullanılarak analiz edildiği görülmektedir (Ravi ve Ravi, 2015). Bu veri toplama teknikleri turizm sektöründe müşteriler tarafından üretilen içeriklerin analizi için temel teşkil etmektedir. Reklam siteleri, ürün geribildirimleri, satın alma kararı verme ve tavsiyeler gibi müşteri tabanlı uygulamalardan müşteri görüşlerinin teknik olarak ortaya konulması için duygu analizi kullanılmaktadır (Zhang vd., 2014: 262). Duygu analizi veri madenciliği, öznellik analizi gibi çeşitli teknikler birbiriyle ilişkili araştırma alanlarıdır (Ravi ve Ravi, 2015: 15).

Duygu Analizi (Sentiment Analysis -SA), metin madenciliği alanında devam eden bir araştırma alanıdır (Medhat vd., 2014). Kişilerin yaşadıkları deneyimleri ifade eden görüşlerinin diğer gezginlere referans olması turizm sektöründe sosyal etkileşimi arttırmıştır. (Ergüt, 2019). Tüketici eğilimlerini belirlemek için araştırma toplulukları ve akademisyenler özellikle son

yıllarda duygu analizi üzerinde titizlikle çalışmaktadırlar (Ravi ve Ravi, 2015).

Makine öğrenmesi yaklaşımları duyguları sınıflandırmak veya analiz etmek için makine öğrenmesi algoritmalarını kullanmaktadır (Medhat vd., 2014: 1098). Duygu Analizi bir metinde ifade edilen duyguyu tanımlar ve analiz ile birlikte hedef fikirlerin bulunması, ifade ettikleri duyguların belirlenmesi ve ardından kutupların sınıflandırılması gerçekleştirilmektedir. (Medhat vd., 2014: 1093). Duygu sınıflandırmasında özellikle tek bir konuda analize konu edilen metin veya metinlerde olumlu veya olumsuz bir duyguyu ifade edecek şekilde sınıflandırma görevini otomatikleştirmeyi amaçlamaktadır (Moraes vd., 2013). Duygu analizinde temel görev, verilen bir metnin hangi kutupta yer aldığını belge veya cümle düzeyinde sınıflandırmaktır (Ahmetoğlu ve Daş, 2020).

Turizm ve konaklama bağlantılı makine öğrenmesi temelli duygu analizini konu edinen çalışmaların sayısı artmaktadır. Bu konudaki çalışmalar henüz gelişme aşamasında olduğu için araştırma konuları çeşitli olmakla birlikte belirli müşteri görüşlerine dayanan araştırma sorularının öne çıktığı görülmektedir.

Özellikle Türkçe yazına bakıldığında otel yorumlarına yönelik analizlerin metin içeriğine odaklanarak otel misafirlerinin şikâyetçi oldukları konular ortaya konulmaya çalışılmıştır. Büyük verinin anlamlandırılabilmesinde şikâyet ve memnuniyet konuları dışında duygu analizi gerçekleştirilebilmektedir. Böylece müşterilerin yorumlarına temel teşkil eden duygu durumları ortaya konulabilmektedir. Duygu sınıflandırmasında farklı analiz türleri kullanılabilir.

Analiz türleri açısından bakıldığında Moraes vd. (2013) tarafından yapılan çalışmanın bulguları netlik sağlayabilmektedir. Moraes vd. (2013) duygu analizinde kullanılan iki farklı yöntem olan Yapay Sinir Ağları ile Destek Vektör Makinesi arasında bir deneysel karşılaştırma sunan çalışma yapmışlardır. Yapay Sinir Ağları'nın daha üstün veya en azından karşılaştırılabilir sonuçlar ürettiğini gözlemlemişlerdir. Bu bulgulara bakıldığında, turizm ve konaklama bağlantılı metin madenciliğine yönelik analiz türüne bağlı olarak yazın taraması daraltılmıştır. Yerli ve yabancı yazında otel yorumlarına yönelik çeşitli analiz ve incelemeler sağlayan çalışma sayısı fazladır. Ancak, Web tabanlı makine öğrenmesine yönelik turizm ve konaklama bağlantılı yazının çerçevesini netleştirmek için bu farklı analiz mantığı dikkate alınmıştır. Ayrıca, bu farklı analiz türleri farklı mantıksal dizine ve odağa sahip oldukları da unutulmamalıdır.

Berezina vd. (2016) otel müşterilerinin kaldıkları oteli başkalarına tavsiye etmede ilham veren yönleri araştırmışlardır. Araştırmacılar otel misafirlerinin tesisten memnun kalmalarını sağlayan ve oteli başkalarına tavsiye etme durumları yanında memnuniyetsizliğine neden olan olumsuz kalıpları tespit etmeye çalışmışlardır. Ergüt (2019) ise Türkiye'de konaklayan yabancı misafirlerin yorumlarını analiz etmiştir. Araştırmacı Türkiye'de konaklama sektöründe yabancı turistlerin yorumlarını ele alarak beğeni, sorun veya fikirlerinin ortaya konularak otel tercihinde etkili olan faktörlerin metin madenciliği teknikleriyle analizini gerçekleştirmiştir. Doğancılı vd. (2019) Türkiye'de Göller Bölgesi'ndeki 76 adet turizm işletmesi hakkında TripAdvisor'da yer alan tüketici yorumlarını olumlu ve olumsuz unsurlar başlıkları altında sınıflandırılarak değerlendirilmişlerdir. Bir başka çalışmada, Türkiye'deki otellere ait yorumları analiz eden Ahmetoğlu ve Daş (2020) web ortamından elde ettikleri Türkçe otel yorumlarını olumlu-olumsuz olma durumlarına göre etiketlemişlerdir. Tuna vd. (2021) çalışmalarında müşteri yorumlarının barındırdığı duyguların kaldıkları otelden aldıkları hizmete dair derecelenmeleriyle örtüşme düzeyi araştırmışlardır. Otel yorumlarına ilişkin müşteri yorumlarındaki duyguların sınıflandırılmasında Tripadvisor, Booking gibi sitelerdeki derecelendirme seviyeleri kullanılmaktadır.

Yukarıda sıralanan yazın taramasına yönelik bazı özellikler dikkat çekicidir. Moraes vd. (2013) duygu öğrenmesine yönelik çalışmalarında iki hususu belirtmektedirler. Birincisi, çalışmada duygu analizi algoritmalarına girdi sağlayan özellik seçimine odaklanılmaktadır. İkincisi, duygu sınıflandırmalarında çalışmalarında birçok yöntemin yalnızca dengeli veri kümeleri üzerinde test edilmiş olması ve her ne kadar olumsuz incelemelerden çok daha olumlu yorumlara sahip olmak ürün alanının tipik özelliği olsa da dengesiz verilerden öznel yönleri öğrenmenin etkileri hakkında çok az tartışmanın yapılmış olmasıdır. Bu sorun için Liv d. (2011) dengesiz verilerle başa çıkmak için popüler bir yaklaşım olan rastgele bir alt örnekleme yöntemi üzerinde durmuşlardır.

3 | YÖNTEM

Araştırma süreciyle ilgili olarak ilk önce duygu analizi için neden makine öğrenmesinin tercih edildiği üzerinde durulabilir. Otellere ilişkin web ortamında yer alan yorum kaynaklarını bulmak ve izlemek veri hacminin büyük olması nedeniyle zorluk teşkil etmektedir (Zhang vd., 2014). Bu zorluğun üstesinden gelmek için makine öğrenmesi uygun bir analiz seçeneği sunmaktadır. Zhang vd. (2014) yaptıkları

çalışmalarında duygu analizinde makine öğrenimi yöntemlerinin en yüksek doğruluğa sahip olduğunu ve temel öğrenme yöntemleri olarak kabul edilebileceği bulgusuna ulaşmışlardır. Araştırmacılar denetimli makine öğrenimi yöntemlerinin (Mahesh, 2020; Alloghani ve diğ., 2020) daha yüksek hassasiyete sahip olduğuna işaret etmektedirler. Bu hassasiyet duygu analizinde hiçbir endişeye yer olmadığı anlamına gelmemektedir.

Pang ve Lee (2008: 4) duygu analizi gerçekleştirilecek çalışmalarda ele alınan yorumların sistematik bir incelemesine dikkat çekerek aşağıda beş maddelik bir eylem dizisi belirtilmiştir:

- Farklı ölçeklerde kaydedilebilecek oyların toplamı (örneğin, bir yorumcu bir yıldız sistemi kullanır, ancak bir diğeri harf notları kullanır)
- Bazı görüşlerin seçici olarak vurgulanması
- Anlaşmazlık noktalarının ve fikir birliği noktalarının temsili
- Kanaat sahibi toplulukların belirlenmesi
- Kanaat sahipleri arasında farklı yetki seviyelerinin dikkate alınması

Duygu analizi süreci web ortamından elde edilen veriler nedeniyle veri toplama ortamın türüne, medya tarafından desteklenen veri biçimine ve gerçekleştirmek için gereken analiz türüne göre oldukça öznelidir (Ravi ve Ravi, 2015). Öznellik her araştırmacının serbest tarzda araştırma yöntemini kurgulayabileceğine işaret edilmektedir. Ayrıca öznellik, araştırma sürecinde endişelere yol açabilecek bir sürece neden olmaması gerektiğine yukarıda değinilmiştir (bkz. Pang ve Lee, 2008). Bu endişelere mahal vermemek için yazın taraması sonucunda farklı çalışmalar tarafından dikkat çekilen hususlar üzerinde durulmuştur. Bu çalışmanın araştırmacılarına göre öznellik araştırma parametrelerinden oluşmaktadır. Araştırma parametrelerinden kast edilen duygu analizi için gerekli aşamalarıdır. Bu parametreler yazın taramasında belirlenmiştir. Genel olarak araştırma sürecinde araştırma yönteminde dikkat edilecek hususlar için metin madenciliğinin yöntem olarak seçilmesi (Berezina vd., 2016), çevrimiçi kaynakların yaygın kullanımı (Ravi ve Ravi, 2015), etiketlenme özellikleri/yıldız sayıları (Ahmetoğlu ve Daş, 2020), veri setinin oluşturulması (Medhat vd., 2014), makine öğrenmesinin denetimli veya denetimsiz olması (Han vd., 2012) durumları netleştirilmesi önemlidir. Yazında duygu analiziyle ilgili çalışmalarda makine öğrenmesi tekniklerinin avantajlarından yararlanma baskındır (Araque vd., 2017). Böylece makine öğrenimine dayalı duygu sınıflandırması, denetimli bir öğrenme problemi olarak formüle edilmiştir (Zhang vd., 2014).

Araştırmada kullanılan yöntem makine öğrenmesi temelli duygu analizidir (Tuna vd., 2021). Duygu analizi çalışmaları sözlük tabanlı yöntem ve makine öğrenmesi olmak üzere iki farklı türe ayrılmaktadır ve yazında üzerinde en çok durulan tür makine öğrenmesidir (Ravi ve Ravi, 2015).

Yukarıda sıralanan parametreler ışığında söz konusu bu çalışmanın yönteminde sürecin nasıl yapılandırıldığı özetlenebilir. İlk olarak veri madenciliği için makine öğrenmesi seçilmiştir (Han vd., 2012). İkincisi, seçilen çevrimiçi kaynaklar üzerinde durulmuştur. Web üzerinden yapılan otel yorumlarına ait taramalar Tripadvisor ve Otel puan üzerinden gerçekleştirilmiştir. Üçüncüsü, etiketleme sisteminden ve veri setinden bahsetmek gerekir. Yerli ve yabancı misafirlere ait yorumlar, otelden aldıkları hizmete dair değerlendirmeleri 10 üzerinden verdikleri yıldız sayılarından oluşmaktadır (Ahmetoğlu ve Daş, 2020). Veri setinin oluşturulması için Tripadvisor ve Otel puan yer alan 2022 yılı yaz sezonuna ait Fethiye'deki beş yıldızlı otellere yönelik müşteri yorumları alınmıştır. Dördüncüsü, makine öğrenmesinin türü belirtilmiştir. Makine öğrenmesinde puan sınıflandırmalarına dayalı denetimli (güdümlü, gözetimli) öğrenme kullanılmıştır ve denetimli makine öğrenmesi temelde sınıflandırma ile eşanlamlıdır (Han vd., 2012).

4 | VERİ SETİ

Çalışmada Fethiye'deki beş yıldızlı otellerin halka açık web siteleri kanalıyla 1160 adet müşteri yorum ve değerlendirme bilgisi elde edilmiştir. Veri setinde misafir yorumları ve değerlendirme bilgileri bulunmaktadır (Tablo 1). Veri setindeki yorum bilgisi makine öğrenmesi girdisi, misafir değerlendirmesi ise etiket olarak kullanılmıştır. Tablo 1'den de görüleceği gibi bazı misafir değerlendirmesi ile yorumu arasında uyumsuzluklar görülmektedir. Örneğin; "Hizmet ve servis güzeldi" yorumuna karşılık "Kusursuz" değerlendirmesi yapılırken, "Tesis fotoğraflardan görüldüğü gibi değil" yorumuna karşılık değerlendirme "iyi", "Tesis güzel yemekler ve personel iyi memnun oldum" yorumu değerlendirmesi ise "ortalama" olmuştur. Bu gibi değerlendirme arasındaki uyumsuzluklar makine öğrenme performansını olumsuz yönde etkilemesi söz konusudur.

Tablo 1. Misafir yorumları ve değerlendirme bilgileri

Değerlendirme	Yorumlar
Kusursuz	Hizmet ve servis güzeldi.
Mükemmel	Harika bir otel personel kusursuz.
Mükemmel	Otelin konumu güzeldi. Temizliği de iyiydi. Yemekleri de güzeldi.

Mükemmel	Tesis tek kelimeyle mükemmeldi
Mükemmel	Tesisin konumu hizmeti iyiydi.
Ortalama	Odaya hizmet <i>iyi değil</i> .
Ortalama	Otelin doğayla iç içe olmasından memnun kaldım. Otel genel olarak temizdi. Personelleri ilgilydi.
Ortalama	Tesis güzel yemekler ve personel iyi memnun oldum.
<i>iyi</i>	Sabahları hiçbir şekilde şezlong bulamadık
<i>iyi</i>	Tesis fotoğraflardan görüldüğü gibi değil.
Çok Kötü	Oteli tavsiye etmiyorum, bu fiyatlara daha iyi araştırma yapılarak farklı tesislere gitmenizi öneririm, en azından misafirlerine değer veren bir işletmeye.
Kötü	Tesisin konumu güzeldi denizi taşıydı oteli çocuk dostu olarak tercih ettim ama pek dostluk kuramadık yiyecekler çeşitli ama hep aynı çeşitteydi ets tur ile rezervasyon yaptırıldım otelde de çok ilgilydi teşekkür ederim ets tur a.

Çalışmada birbirine yakın değerlendirmeler kategorik olarak indirgenmiştir. Bunun için muhteşem, mükemmel, kusursuz, çok iyi gibi kategoriler pozitif olarak; ortalama, iyiydi, gibi değerlendirmeler nötr olarak; çok kötü, kötü, gibi değerlendirmeler ise negatif olarak sınıflandırılmıştır. Tablo 2’de veri setinin istatistiksel bilgileri verilmiştir. Tabloya göre üç kategori ve her kategorideki örnek sayısı, her yorumdaki kelimelerin ortalaması, standart sapması, en az kelime sayısı, en çok kelime sayısı, örneklerin %25, %50 ve %75’i olarak kaç adet örnek olduğu vb. bilgiler görünmektedir. Örneğin; Tablo 2’ye göre; pozitif kategorisi örnek sayısı 773, bu kategorideki yorumların kelime sayısı ortalaması 41.48, yorumların en az 1 kelime ve en çok 327 kelime ile yapıldığı, yorumların %75’inin 53 kelimedenden oluştuğu, yorumların %50’sinin 31 kelimedenden oluştuğu, veri setindeki toplam örnek sayısının 1160 görülmektedir. Pozitif ve negatif kategorilerinde bir kelimedenden oluşan yorumlar olduğu görülmektedir. Yorumların anlamlı olabilmesi için bir cümle olması bakımından en az üç kelimedenden oluşan yorumlar dikkate alınmıştır. Bu şekilde düzenlenen veri seti istatistiksel bilgileri Tablo 3’te verilmiştir. Tablodan kategorileri örneklerinin dengesiz olduğu görünmektedir. Çalışmada herhangi bir dengelemeye gidilmemiş mevcut şekliyle kullanılmıştır.

Tablo 2. Verilerin kategorik olarak istatistiksel bilgileri

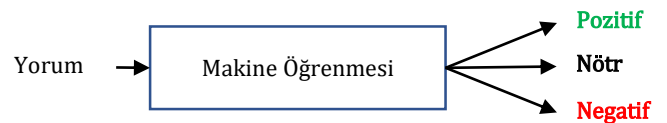
Kategori	Örnek	Ortalama	Standart Sapma	En az	25%	50%	75%	En çok
Pozitif	773	41,48	38,89	1	16	31	53	327
Negatif	136	117,19	118,29	5	42	85	134	598
Nötr	251	52,09	45,62	1	18	37	76	223

Tablo 3. Yorum olarak en az üç kelimedenden oluşan verilerin kategorik olarak istatistiksel bilgileri

Kategori	Örnek	Ortalama	Standart Sapma	En az	25%	50%	75%	En çok
Pozitif	764	41,95	37,89	3	16	31	53	327
Negatif	136	117,19	118,29	5	42	85	134,5	598
Nötr	249	52,49	44,62	3	19	38	76	223

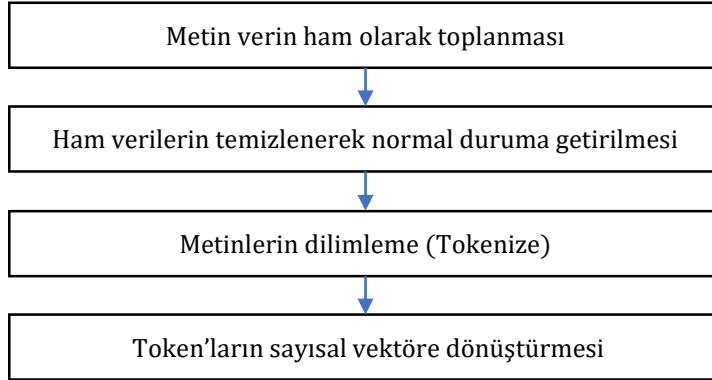
4.1 | ÇALIŞMA

Çalışmada 2022 yaz sezonuna ait Muğla ili turistik Fethiye ilçesinde faaliyet gösteren beş yıldızlı otellere yönelik misafir yorumları ve değerlendirmeleri kullanılarak makine öğrenme teknikleri yardımıyla duygu analizi yapılmıştır. Makine öğrenmesi modelinde yorum bilgileri girdi, değerlendirme bilgisi ise etiket olarak alınmıştır (Şekil 1).



Şekil 1. Otel yorumları duygu analizi modeli

Değerlendirme etiket bilgileri (Pozitif, Nötr, Negatif) sayısallaştırmak için “label encoding” yapılmıştır. Misafir yorumları ise Şekil 2’ de gösterildiği gibi adımlardan geçirilerek makine öğrenme modeline hazır duruma getirilmiştir.



Şekil 2. Yorumların makine öğrenme verisine uygun duruma getirme adımları.

Burada ilk adım olarak veri elde etme süreci vardır. Bu aşamada veriler ham haldedir. Ham verilerin makine öğrenmesinde kullanılabilmesi için ön işlemlerden geçerek düzenlenmesine ihtiyaç vardır. Bunun için ikinci aşama olarak ham verilerin temizlenerek normal şekle dönüştürülmesi gerekir. Bunun için yorumlarda anlam içermeyen (stopword) bilgiler (bu, bir, o, vb), özel karakterler, semboller, HTML komutları, URL adresleri, vb metinden çıkartılır. Verilerin belirli bir standartta olması için küçük harfe dönüştürülür. Üçüncü aşama olarak literatürde tokenize olarak ifade edilen cümlelerin belirli kurallara göre dilimleme/bölünmesi (jetonlaştırma) aşaması vardır. Bu aşamada metin verilerin dilimleme işlemi yapılır.

Dilimleme harf veya harf grubu şeklinde olabileceği gibi, kelime veya kelime grupları şeklinde de olabilir. Dilimleme işlemi *n-gram* şeklinde yapılır. Örneğin; “başarının sırrı disiplinli çalışmaktır” ifadesi *2-gram (bigram)* şeklinde ve kelime olarak dilimlenecek olursa; <“başarının sırrı”, “sırrı disiplinli”, “disiplinli çalışmaktır”> şeklinde üç adet kelime çiftinden oluşacaktır. Bu çalışmada yorum verileri *1-gram (unigram)* kelime olarak dilimleme yapılmıştır.

Verilerin duygu analizi için makine öğrenme modeli olarak klasik ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağı (YSA) (Lek ve Park, 2008), uzun-kısa dönem hafıza (long-short term memory - LSTM) (Van Houdt, Mosquera ve Nápoles, 2020; Staudemeyer ve Morris, 2019), evrişimli YSA (Convolutional Neural Network-CNN) (Albawi, Mohammed ve Al-Zawi, 2017) yöntemleri ile ayrı ayrı eğitim yapılarak eğitim ve test performansları karşılaştırılmıştır.

Makine öğrenmesi hiper parametre olarak; Optimizer: *adam*, öğrenme oranı: *0.001*, veri paketi büyüklüğü

(batch size):10, yineleme sayısı (epoch):50, eğitim ve test performans ölççeği: doğruluk (accuracy), hataları karesinin karekökünün ortalaması (mean squared error- MSE) (Denklem 1), karekök ortalama hata (root mean squared error- RME) (Denklem 2), ve hataların mutlak değerinin ortalaması (mean absolute error - MAE) (Denklem 3), her kelimenin sayısal olarak ifade uzunluğu (embedding dimension):50. Tüm yorumlardaki kelimelerin kullanım sıklığına göre sıralandıktan sonra en sık kullanılan ilk 1000 kelime dikkate alınmıştır. Bir yorumda en az kelime sayısı:3, en büyük cümle uzunluğu:200 olarak belirlenmiştir. Verilerin %80’i eğitim geri kalan %20’i ise test için ayrılmıştır. Eğitim verilerinin %10’u geçerlilik (validation) verisi olarak kullanılmıştır. Modelin aşırı öğrenmesini engellemek için eğitim sırasında gizli katmana %20 oranında seyreltme (dropout) uygulanmıştır.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (z_i - y_i)^2 \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (z_i - y_i)^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |z_i - y_i| \quad (3)$$

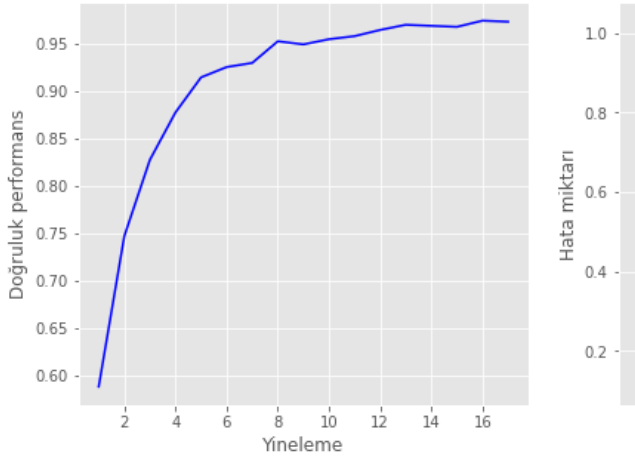
y_i : Olması gereken beklenen değer

z_i : Tahmin edilen değer

n : Örnek sayısı

YSA ağ mimarisi olarak giriş-gizli-çıkış şeklinde üç katmanlı mimari kullanılmıştır. Gizli katman transfer fonksiyonu olarak *ReLU* (Lederer, 2021), çıkış katmanı transfer fonksiyonu olarak ise *softmax* (Lederer, 2021), kayıp fonksiyonu olarak

sparse_categorical_crossentropy kullanılmıştır. Giriş, gizli ve çıkış katmanı düğüm sayısı olarak sırasıyla 200-10-3 alınmıştır. YSA mimarisine gizli katman eklenmesi ve gizli katman düğüm sayılarının artırılmasının performansa kayda değer olumlu bir katkı sağlamadığı görülmüştür. Modelin eğitim hata ve doğruluk performans değerlerinin yineleme sayısı ile değişim grafiği Şekli 3'te gösterilmiştir. Şekle göre yineleme arttıkça hata değeri azalırken doğruluk değeri sağlıklı bir şekilde artmaktadır. Elde edilen eğitim ve test performans değerleri ise Tablo 4'te verilmiştir. Tabloya göre YSA ile yapılan eğitim doğruluk değeri %98, MSE değeri 2.13, MAE değeri ise 1.29 olarak elde edilmiştir. Test doğruluk değeri ise %81, MSE değeri 2.13, MAE değeri ise 1.31 olarak bulunmuştur. Bu veri seti için başarılı sayılabilecek bir test performans gösterdiği söylenebilir.



Şekil 3. YSA eğitim yapılırken yineleme ile doğruluk performans ve hata değeri değişim grafikleri.

Tablo 4. Farklı modellerin eğitim ve test performans değerleri

Model	Eğitim performans değerleri					Test performans değerleri				
	Doğruluk	Kayıp	MSE	RMSE	MAE	Doğruluk	Kayıp	MSE	RMSE	MAE
YSA	0.98	0.10	2.13	1.46	1.29	0.81	0.58	2.13	1.46	1.31
YSA ¹	0.96	0.15	2.12	1.46	1.29	0.75	0.73	2.12	1.46	1.31
YSA ²	0.91	0.34	2.07	1.44	1.29	0.76	0.63	2.11	1.45	1.31
LSTM	0.94	0.16	2.12	1.46	1.29	0.72	1.07	2.15	1.47	1.31
CNN	0.99	0.04	2.15	1.47	1.29	0.73	0.82	2.15	1.47	1.31

YSA¹ modelde, YSA model hiper parametreleri aynı kalarak embedding katmanı ve flatttern kamani eklenerek eğitim ve test işlemi yapılmıştır. YSA² modelde ise YSA model hiper parametreler aynı kalarak embedding ve GlobalMaxPool1D kamani eklenerek eğitim ve test işlemi yapılmıştır. Tablo 4' ten de görüldüğü gibi YSA modele eklenen embedding, flatttern ve GlobalMaxPool1D gibi katmanların eğitim

ve test performansına dikkate değer bir katkı sağlamadığı görülmüştür.

LSTM model; *Embedding- LSTM (64)- Flatten-Drouput(0.2)- Dense(64)- Drouput(0.2)- Dense(3)* şeklinde bir mimari kullanılmıştır. Elde edilen eğitim ve test performans değerleri Tablo 4'e aktarılmıştır. Tabloya göre LSTM eğitim doğruluk oranı %94 iken test doğruluk oranı %72 olarak elde edilmiştir. Eğitim

MAE değeri 1,29 iken test MAE değeri 1,31 olarak birbirine çok yakın bulunmuştur. Bu bilgilere göre LSTM modelin bu veri seti için başarılı olduğu söylenebilir. Bu modelde; LSTM ünite sayısı olarak 16, 32, 128, 256 gibi farklı değerler verilerek performansa olan katkıları değerlendirilmiş ancak en iyi performansın 64 ünite olarak elde edilmiştir. Yine LSTM ünite sayıları sabit tutularak, çıkış katmanından önceki dense katmanı farklı düğüm sayıları ile yapılan eğitimlerde performansa kayda değer bir etkisi görülmemiştir.

CNN model; *Embedding-Conv1D(32,7)-GloablMaxPooling1D-Dense(32)-Droupout(0.2)-Dense(3)*

CNN model Conv1D katmanı farklı hiper parametreler ile denenerek en uygun parametre olarak; filtre sayısı:32, kernel size: 7 olarak alınmıştır. CNN model eğitim ve test performans sonuçları da tablo 4'de verilmiştir. Tabloya göre eğitim doğruluk değeri %99 iken test doğruluk oranı %73 olarak bulunmuştur. Eğitim MAE değeri 1,29 ve test MAE değeri 1,31 olarak görülmüştür.

5 | SONUÇ VE TARTIŞMA

Gerçekleştirilen çalışma ile büyük oranda karakterler sorunsuz tespit edilebilmektedir. Çalışma ilk başladığında sadece windows fontları ile elde edilen veriseti kullanılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. Bu deneme sonucunda resimde var olan 21 karakterden yaklaşık olarak yarısı tanımlanabilmiştir. Veriseti pyhton kodu ile artırılarak 3 katına çıkarıldıktan sonra aynı resim ile deneme yapıldığında sadece 2 rakamının tanıma işlemi yapılamamıştır. Bunun nedeni ise rakamın "z" harfi olarak tanınmasıdır. Veriseti daha da artırılarak tanıma oranı artırılabilir.

Satır belirleme işleminde "İ" harfinin noktası da bir satır olarak algılanmıştır. Türkçe karakterlerde üstte ve altta yer alan noktalama işaretlerinin de daha düzgün algılanabilmesi için satır ve kelime belirleme algoritmasında iyileştirme yapılmalıdır.

KAYNAKÇA:

Ahmetoğlu, H. ve Daş, R. (2020). Türkçe Otel Yorumlarıyla Eğitilen Kelime Vektörü Modellerinin Duygu Analizi ile İncelenmesi. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi 24(2), 455-463.

Albawi S., Mohammed, T.A. ve Al-Zawi, A. (2017). Understanding of A Convolutional Neural Network, 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), 2017, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186.

Alloghani, M., Al-Jumeily, D., Mustafina, J., Hussain, A., Aljaaf, A.J. (2020). A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for

Data Science. In: Berry, M., Mohamed, A., Yap, B. (eds) Supervised and Unsupervised Learning for Data Science . Unsupervised and Semi-Supervised Learning. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22475-2_1

Araque, O., Corcuera-Platas, Sanchez-Rada, J.F. ve Iglesias,C.A. (2017). Enhancing Deep Learning Sentiment Analysis With Ensemble Techniques in Social Applications. Expert systems With Applications 77(1), 236-246.

Berezina, K., Bilgihan, A., Cobanoglu, C. ve Okumus, F. (2016). Understanding Satisfied and Dissatisfied Hotel Customers: Text Mining of Online Hotel Reviews. Journal of Hospitality Marketing & Management 25(1), 1-24.

Büyükeke, A., Sökmen, A. ve Gencer, C. (2020). Metin Madenciliği ve Duygu Analizi Yöntemleri ile Sosyal Medya Verilerinden Rekabetçi Avantaj Elde Etme: Turizm Sektöründe Bir Araştırma. Journal of Tourism and Gastronomy Studies 8(1), 322-335.

Doğancili, O. S., Karaçar, E. ve Ak, S. (2019). Göller Bölgesi'nde Yer Alan Otel İşletmelerinin Tripadvisor'daki Tüketici Değerlendirmeleri Üzerine Bir Araştırma. Uluslararası Türk Dünyası Turizm Araştırmaları Dergisi 4(1), 96-106.

Ergüt, Ö. (2019). Otel Yorumlarının Metin Madenciliği Teknikleri İle İncelenmesi. International Congress of Management (s. 103-114), Proceedings Book of Economy and Policy 2-3 November 2019: İstanbul.

Han, J., Kamber, M. ve Pei, J. (2012). Data Mining Concepts and Techniques (Third Edition). Morgan Kaufmann Publications: Francisco.

Kapan, K. ve Üncel, R. (2020). Gelişen Wen Teknolojilerinin (WEB 1.0- WEB 2.0- WEB 3.0) Türkiye Turizmine Etkisi. Safran Kültür ve Turizm Araştırmaları Dergisi 3(3), 276-289.

Lederer, J. (2021). Activation Functions in Artificial Neural Networks: A Systematic Overview, Cornell University, Arxiv, 25 Jan 2021 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.09957>.

Lek, S. ve Park Y.S. (2008). Artificial Neural Networks, Ecological Models | Artificial Neural Networks, 2008 Elsevier B.V., ISBN 978-0-08-045405-4.

Mahesh, B. (2020) Machine Learning Algorithms—A Review. International Journal of Science and Research, Volume 9 Issue 1, January 2020, 381-386.

Medhat, W., Hassan, S. ve Korash, H. (2014). Sentiment Analysis Algorithms and Applications: A Survey. Ain Shams Engineering 5(4), 1093-1113.

Moraes, R., Valiati, J.F. ve Neto, G. (2013). Document-Level Sentiment Classifications: An Empirical Comparison Between SVM and ANN. Expert systems With Applications 40(2), 621-633.

Pang, B. ve Lee, L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval* 2(1-2), 1-35.

Prasanna, P.L. ve Rao D.R. (2018). Text classification using artificial neural networks. *International Journal of Engineering & Technology*, 7 (1.1) (2018) 603-606.

Ravi, K. ve Ravi, V. (2015). A Survey on Opinion Mining and Sentiment Analysis: Taks, Approaches and Applications. *Knowledge-Based Systems* 89(November 2015), 14-46.

Staudemeyer R. C., Morris E. R., (2019). Understanding LSTM – a tutorial into Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks. Cornell University, Arxiv, 12 Sep 2019, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.09586>.

Tuna, F.M., Kaynar, O. ve Akdoğan, M.Ş. (2021). Otellere İlişkin Çevrimiçi Geribildirimlerin Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Duygu Analizi. *İşletme Araştırmaları Dergisi* 13(3), 2232-2241.

Van Houdt, G., Mosquera, C. ve Nápoles, G. (2020). A review on the long short-term memory model. *Artif Intell Rev* 53, 5929–5955 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09838-1>.

Zhang, H., Gan, W. ve Jiang, b. (2014). Machine Learning and Lexicon Based Methods for Sentiment Classification: A Survey (s.262-265). 11th Web Information System and Application Conference, 12-14 September 2014 Tianjin China.