

Metin Madenciliği ve Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Sağlık Hizmetleri Pazarlamasına Yönelik Twitter Verilerinin Analizi*

Araştırma Makalesi/Research Article

 Büşra SAYLAN¹,  Songül ÇINAROĞLU²

^{1,2}Hacettepe Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Sağlık Yönetimi, Ankara, Türkiye

bsr.syln23@gmail.com, cinaroglus@hacettepe.edu.tr

(Geliş/Received:24.01.2024; Kabul/Accepted:04.04.2024)

DOI: 10.17671/gazibtd.1424960

Özet— Sağlık hizmeti kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarına ilişkin duygu durumlarının analizi sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik algıların analizinde kritik rol oynamaktadır. Bu çalışmada Twitter kullanıcılarından elde edilen verilerle kişilerin sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik görüşleri duygu analizi kullanılarak değerlendirilmiştir. Twitter'dan API Key ile 1 Ekim 2022 ve 30 Kasım 2022 tarihleri arasında elde edilen 27079 İngilizce dilinde atılan tweet verileri üzerinde yapılan duygu analizi sonucunda Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlaması konusundaki görüşlerinin %50,36'sının (n=13638) olumlu, %32,21'inin (n=8721) nötr ve %17,43'ünün (n=4720) ise olumsuz olduğu belirlenmiştir. Oluşturulan kelime bulutlarına göre 'health', 'care', 'market' ve 'insurance' en sık tekrarlanan kelimeler olarak belirlenmiştir. Twitter kullanıcılarının duygu durumlarının en iyi tahmin edicilerini bulmak amacıyla yeni bir veri seti oluşturulmuş ve Yapay Sinir Ağları (Neural Network-NN), Rastgele Orman (Random Forest-RF), Naive Bayes (NB) ve k-en yakın komşu (k-nearest neighbor k-NN) makine öğrenmesi teknikleri ile tahmin edilmiştir. RF (AUC=0,707; CA=0,646) ve NN (AUC=0,706; CA=0,645) diğer makine öğrenmesi teknikleriyle karşılaştırıldığında Twitter kullanıcılarının duygu durumlarının en iyi tahmin edici makine öğrenmesi teknikleri olmuştur. Pisagor ağacı ile Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik duygu durumlarının en iyi tahmin edici değişkeninin 'favorite (beğeni)' kelimesi olduğu ve kullanıcıların sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik atılan tweetlere yoğunlukla katıldığı belirlenmiştir. Gelecekteki yapılacak olan çalışmaların zaman içindeki değişiklikleri daha iyi anlamak ve derin bir perspektif sunmak amacıyla daha uzun bir zaman aralığını kapsayacak şekilde planlanması, ayrıca analizlerin genellenebilirliğini artırmak ve bulguların daha geniş bir kitleye uygulanabilir olmasına katkıda bulunmak için daha büyük bir veri seti kullanılması önerilmektedir.

Anahtar Kelimeler— sağlık hizmetleri pazarlaması, duygu analizi, twitter, makine öğrenmesi, pisagor ağacı

Analysis of Twitter Data on Healthcare Marketing by Text Mining and Machine Learning Techniques*

Abstract— The analysis of healthcare users' moods regarding healthcare market plays a critical role in the analysis of perceptions towards the healthcare marketing. In this study, the views of people on healthcare marketing were evaluated using sentiment analysis with the data obtained from Twitter users. As a result of the sentiment analysis performed on 27079 English-language tweet data obtained from Twitter with API Key between October 1, 2022, and November 30, 2022, 50.36% (n=13638) of Twitter users' opinions on healthcare marketing were positive, 32.21% (n=8721) were neutral and 17.43% (n=4720) were negative. According to the word clouds created, 'health', 'care', 'market', and 'insurance' were determined as the most frequently repeated words. In order to find the best predictors of the mood of Twitter users, a new data set was created, and Neural Networks (NN), Random Forest (RF), Naive Bayes (NB), and k-nearest neighbor (k-NN) were predicted by machine learning techniques. RF (AUC=0.707; CA=0.646), and NN (AUC=0.706; CA=0.645) were the best predictive machine learning techniques of Twitter users' moods when compared to other machine learning techniques. With the Pythagorean tree, it was determined that the best predictor variable of Twitter users' emotional states towards healthcare marketing was the word 'favorite'. Future studies are suggested to be planned to cover a longer time to understand temporal changes better and provide a deeper perspective. Additionally, using a larger dataset is recommended to enhance the generalizability of analyses and contribute to the applicability of findings to a broader audience.

Keywords— health care marketing, sentiment analysis, twitter, machine learning, pythagorean tree

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Sağlık sektörü tüm dünyada çok hızlı bir şekilde büyüme eğilimindedir ve tüm sektörler arasında kritik bir öneme sahiptir. Sağlık sektörü aynı zamanda ülkelerin sosyo-ekonomik gelişmişlik düzeyinin en önemli göstergelerinden biri olarak kabul edilmektedir [1]. Gelişmekte olan bir ülke kategorisinde yer alan Türkiye’de sağlık sektörüne yönelik son yıllarda önemli yatırımlar yapılmaya başlanmıştır. Türkiye’de 2021 yılında toplam sağlık harcamaları önceki yıla kıyasla %41,6 artış göstererek yaklaşık 354 milyon TL’ye yükselmiştir. Toplam sağlık harcamalarının GSYH’ye oranı ise %4,9 olarak belirlenmiştir [2]. Sadece Türkiye’de değil tüm dünyada sağlık hizmetleri giderek daha fazla ön plana çıkmakta ve diğer sektörler arasında önemli bir paya sahip olmaktadır. Sunulan sağlık hizmetlerinin tüketicileri olan insanların hayatı gibi önemli bir konuyu içermesi, bu hizmetlerin tüketicilerinin çokluğu ve sağlık hizmetlerine özgü özelliklerin varlığı sağlık sektörünün önemini vurgulayan konulardandır [3]. Bu durum aynı zamanda sağlık sektöründe sağlık hizmetlerinin sunumunda pazarlama uygulamalarının kullanımının önemini de belirlemektedir. Sağlık hizmetleri pazarlaması, hedef alınan kitlenin zihinsel ve fiziksel sağlık sorunlarını anlayarak, sorularını yanıtlayarak ve önerilen çözümlerden nasıl yararlanabileceklerini açıklayarak onları etkilemekle ilgili olan pazarlama çabası olarak ifade edilmektedir [4]. Bir başka ifade ile sağlık hizmetleri pazarlaması sağlık hizmetleri sektörünün müşterisi konumunda olan hastaların ihtiyaçlarının tespiti, bu ihtiyaçların karşılanmasında sunulan hizmetlerin belirlenmesi ve hastaların bu hizmetleri kullanması için teşvik edilmesi olarak tanımlanmaktadır [5]. Bu sebeple sağlık hizmeti sunucu ve tedarikçilerinin yenilikleri sürekli takip etmeleri ve değişen koşullara uygun politika ve stratejiler geliştirmeleri oldukça önemlidir [6]. Sağlık hizmetleri pazarlaması hem klasik hem de sosyal pazarlamaya özgü belirli kavram, yöntem ve teknikleri kullanması sebebiyle disiplinler arası bir alan olarak görülmektedir. Bu disiplinler arası alana sahip sağlık hizmetleri pazarlamasının en önemli özelliklerinden biri hizmetlerin ve pazarların olması ancak bu hizmet ve pazarların parasal karşılığının olmamasıdır [7]. Sağlık hizmeti kullanıcılarının artan beklentileri, maliyet artışları, sağlık hizmetleri sunumunda yararlanılan kaynakların verimli kullanılmaması ve hizmet kullanıcılarının giderek bilinçli hale gelmesi sağlık sektöründe pazarlama faaliyetlerinin kullanılmasını zorunlu hale getiren nedenler olarak görülmektedir [8]. Başarılı sağlık hizmeti pazarlamasının en büyük göstergesi ise hizmet sağlayıcıları/sağlık kuruluşları ve hastaları arasında açık bir iletişim hattı geliştirerek yeni hastalara ulaşmak ve hasta bakımını iyileştirmek için pazarlama ve iletişim stratejileri geliştirme süreci olarak görülmektedir [9].

Sağlık hizmetlerinin pazarlamasının temel amacı, hedef pazarın beklenti ve ihtiyaçlarını anlayarak uygun sağlık hizmetleri sunmaktır. Bu hedefe ulaşmak için sağlık çalışanları ile hastalar arasındaki etkileşim adımları belirlenmeli ve yapılan faaliyetlerin hasta ihtiyaçlarına

uygunluğu değerlendirilmelidir. Bu yönetim sürecinin, sağlık hizmeti sunucusu ile tüketicisi olan müşteri arasındaki değer alışverişinde memnuniyeti artırıcı bir katkı sağladığı belirtilmektedir [10]. Müşteri deneyimini geliştirmenin ve sağlık hizmeti sunucularının müşterilerin ihtiyaçlarını anlamalarının ise, sağlık hizmetleri pazarlamasında kritik bir rol oynadığı savunulmaktadır. Hastaların geri bildirimini, sağlık hizmetlerinin karmaşıklığını ve hastaların değişen ihtiyaçlarını anlama süreçlerini etkiler. Bu tür araştırmalar, sağlık hizmetlerinin verimliliğini artırma ve hastaların deneyimini iyileştirme potansiyeli taşır [11, 12]. Hastaların geri bildirimini, sağlık hizmetleri pazarlamasında müşteri bağlılığının önemini vurgular. İşletmeler için maliyet açısından avantajlı olan müşteri bağlılığı, sürekli değer sunarak duygusal bağlılık oluşturmayı ve aynı sağlık hizmeti sağlayıcısını tercih etmeyi teşvik eder. Bu bağlamda, müşteri bağlılığının işletmelere sağladığı avantajlar arasında satış işlemlerini kolaylaştırma, piyasa istikrarı, fiyat kontrolü, müşteri sadakatini artırma ve güçlü ilişkiler kurma bulunmaktadır [13, 14, 15]. Bu nedenle sağlık hizmetleri, müşteri odaklı strateji ile müşteri memnuniyetini artırmayı, sadakati sağlamayı ve sektörde daha fazla müşteri çekmeyi hedeflemektedir. Bu strateji, sektördeki payın, kalite ve marka değerinin artırılması için kilit stratejilerin belirlenmesine ve uygulanmasına olanak tanımaktadır. Sağlık hizmetleri pazarlaması, sağlık hizmeti sunucularına müşteri ihtiyaçlarını anlama, doğru hizmetleri sunma ve müşteri memnuniyetini artırma konusunda rehberlik ederek sağlık hizmetleri pazarının büyümesine ve hastaların olumlu sonuçlar elde etmelerine katkı sağlamaktadır [12].

Sağlık hizmetleri pazarlarını tipik ürün pazarlarından ayıran en önemli özelliklerinden biri sağlık hizmetlerinin genellikle doğru veya ahlaki bir zorunluluk olarak görülmesidir. Bu durum öncelikle sağlık hizmetlerine erişimi teşvik etmeye yönelik politikalar yoluyla ortaya çıkan sağlık hizmetleri piyasalarını düzenlemede kamu sektörü için büyük bir rol oynamaktadır. Daha açıklayıcı bir ifade ile tüketicilerin en azından kısmi bir hak ile yüksek kaliteli sağlık bakımı kavramlarına sahip olmaları, serbest piyasaların sağlık hizmeti sunumuna ilişkin sosyal hedeflere ulaşmada başarılı olma ihtimalinin düşük olduğu anlamına gelmektedir [16]. İkincisi ise sağlık sektörünün çeşitli tedarikçi bölümlerinin tüketici hizmetleri sunmak ve bunun için ödeme yapmak üzere tedarik zincirinde faaliyet gösterdiği dikey pazar yapısının klasik bir örneği olmasıdır. Yani sağlık hizmeti sunucuları tıbbi cihazları ve farmasötik ürünleri üst düzey sağlayıcılardan tedarik etmekte ve heterojen koşul ve ihtiyaçlara sahip tüketicilere bakım sağlamak için uzmanlıklar düzeyinde çalışmaktadır [17].

Türkiye’de sağlık hizmeti sunan özel kuruluşlar bünyesinde sunulan hizmetleri hakkında bilgi vermek ve potansiyel tüketicileri kendi işletmeleri kapsamına çekebilmek için çeşitli pazarlama stratejileri uygularken kamuda sağlık hizmeti sunan kuruluşlar sadece sosyal pazarlamaya yönelik faaliyetlerde bulunmaktadır [18, 19]. Bununla birlikte koruyucu sağlık hizmetlerinin ön

plana çıkması beraberinde sağlık sektöründe sosyal pazarlama faaliyetlerinin de yaygın olarak kullanılmaya başlanmasına sebep olmuştur [20]. Sağlık sektöründe kullanılan sosyal pazarlama faaliyetleri genel olarak sigara, alkol ve madde bağımlılığının zararları, obezite ile mücadele, salgın hastalıkların önlenmesi, aşı kampanyaları vb. gibi toplum sağlığına yönelik hazırlanmış olan tanıtım kampanyaları ve kamu spotlarını içermektedir [8, 19].

Son yıllarda sosyal medyanın yaygınlaşması kişilerin duygularını çeşitli konularda paylaşmak için ideal bir platform haline gelmiş ve genel kamuoyu üzerinde önemli bir etki bırakmıştır [21]. Özellikle Twitter gibi sosyal medya platformları, kullanıcılara diğer kişilerin düşüncelerini takip etme, yorum yapma ve görüşlerini anlık olarak paylaşma imkânı tanımanın yanı sıra araştırmacıların da yoğun ilgisini çekmektedir [22]. Twitter verileri pazarlama ve birçok alanda müşteri istek ve ihtiyaçlarını belirlemek için geleneksel veri toplama yöntemlerine alternatif olarak kullanılabilir [23]. Sağlık alanında Twitter'dan elde edilen veriler yaygın hastalıkların tanımlanması, kriz yönetimi gibi birçok farklı alan için kullanılabilir [24]. Halk sağlığı alanında, Twitter verilerinin sıkça kullanıldığı ve bu platform üzerinden yapılan bilgi paylaşımının halk sağlığı uzmanlarının ilgilendikleri bir alan olarak dikkat çektiği gözlemlenmiştir [25]. Özellikle sigara kullanımı, diyabet, obezite, şizofreni ve bağışıklama gibi konularda yapılan paylaşımların, halk sağlığında Twitter verilerinin en yoğun kullanıldığı alanlar olduğu görülmüştür [26]. Nitekim Twitter verileri kullanılarak diyabet hastaları üzerinde yapılan duygu analizlerinde tip2 diyabet hastalarının daha çok negatif, tip1 diyabet hastalarının ise pozitif duygu durumu içerisinde buldukları ortaya konulmuştur. Diyabet konulu Twitter paylaşımlarının genel olarak 'nötr' duygu durumunu yansıttıkları görülmüştür [27]. Yine Twitter'ın elektronik sigara konusunda önemli bir pazarlama platformu olduğu ve elektronik sigara konulu Twitter paylaşımları daha çok ticari amaçlı olsa da önemli bir kısmın sigara bırakmaya teşvik ettiği görülmüştür. Bu noktada sigara bırakmaya yönelik Twitter paylaşımlarının halk sağlığı üzerinde olumlu etkilerinin olacağı vurgulanmıştır [28]. Bir başka çalışmada ise Twitter paylaşımlarının halk sağlığı alanında yaygınlıkla kullanıldığı bu sayede toplumun HPV aşısı gibi bağışıklama konusundaki yaklaşımlarını anlamak için Twitter verilerinin önemli bir bilgi kaynağı olduğu savunulmuştur [29]. Ayrıca, halk sağlığını iyileştirmeye yönelik kampanyaların da bu verilerin içinde öne çıkan konular arasında bulunmuştur [20]. Bu sayede halk sağlığı kampanyaları daha geniş kitlelere ulaştırılabilmekte, farkındalık düzeyi yükseltilebilmekte ve bilgi paylaşımı konusunda dezavantajlı gruplara erişimde kolaylıklar sağlanabilmektedir [30, 31, 32]. Türkiye'de ise sağlıkla ilgili mesaj ve bilgi iletiminde Twitter'ın yaygınlıkla kullanıldığı ancak sosyal medya aracılığı ile halk sağlığı alanında güvenilir olmayan bilgi paylaşımlarının önlenmesi için izlenim ve denetimlerin yapılması gerektiği vurgulanmaktadır [33]. Sağlık hizmeti kullanıcılarının en çok hangi konularda Twitter paylaşımı yaptıkları incelendiğinde kullanıcıların daha çok kanıt ihtiyacı

duyulan iddialar ve kişisel deneyimler hakkında Twitter paylaşımlarında buldukları ve sağlıkta hizmet işletmelerinin üretim işletmeleri ile karşılaştırıldığında Twitter paylaşımlarının daha fazla beğenildiği gözlemlenmiştir [34, 35].

Yapılan çalışmalarda sağlıkta Twitter verilerinin paylaşımı konulu çalışmalarda daha çok halk sağlığı perspektifinden sağlıklı yaşam konusunda bilgi paylaşımı, kronik hastalıkların etkin yönetimi ve bağışıklama konularının ön plana çıktığı görülmektedir. Pazarlama sağlıkta yasal ve etik gibi nedenlerle sınırlı olmasına rağmen sosyal medya platformları sağlıkta pazarlama konusunda geniş kitlelere ulaşım imkânı vermekte, halk sağlığını iyileştirme konusunda öncelikli platformlardan birisi olarak ön plana çıkmaktadır. Sağlıkta Twitter verileri kullanılarak halk sağlığını iyileştirmeye yönelik paylaşımlar ve bunların duygu durumu analizleri yapılmış olmasına rağmen sağlık hizmetlerinde pazarlama bakış açısı ile özel bir çalışmanın daha önce yapılmadığı görülmüştür. Bu eksikliğin giderilmesi amacıyla bu çalışmada Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik görüşlerinin metin madenciliği yöntemleri kullanılarak belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik tutumlarını değerlendirmek amacıyla elde edilen tweetler duygu analizi yöntemi kullanılarak olumlu, olumsuz ve nötr ruh hallerine göre incelenerek çalışma kapsamında en sık tekrarlanan kelimeler için kelime bulutları ile analizler görsel olarak desteklenecektir. Çalışmanın bir sonraki adımında analizler kapsamında kullanılan tweet metinleri içerisinde 'health system', 'insurance', 'mental health' kelimelerinin geçip geçmediği ve 'retweet' ve 'favorite (beğeni)' edilip edilmediğine göre kategorik hale getirilip yeni bağımsız değişkenler oluşturulacaktır. Oluşturulan bu bağımsız değişkenler ile Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarına yönelik olumlu, olumsuz ve nötr duygu durumlarına yönelik Yapay Sinir Ağları (Neural Network-NN), Rastgele Orman (Random Forest-RF), Naive Bayes (NB) ve k-en yakın komşu (k-nearest neighbor k-NN) gibi makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak performans değerlendirmeleri yapılacaktır. Son adımda en iyi performans gösteren makine öğrenmesi tekniği belirlendikten sonra Twitter veri kullanıcılarının duygusal durumlarının en iyi tahmin edicilerini belirlemek için Pisagor ağacı kullanılacaktır.

2. MATERYAL VE METOT (MATERIAL AND METHOD)

Bu çalışmada sosyal medya kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik görüşlerinin analiz edilmesi amacıyla Twitter'dan toplanan tweetler kullanılmıştır. Bu çalışmada tweet toplamak için Twitter API Key kullanılmıştır. Bu kapsamda RStudio yazılım programında 'rtweet' kütüphanesi kullanılarak 'healthcaremarket' etiketiyle atılmış olan tweetler çalışmaya dahil edilmiştir. Çalışmaya dahil edilen tweetler için herhangi bir lokasyon kısıtlaması yapılmamışken, sadece İngilizce dilinde atılan tweetler kullanılmıştır. Sağlık hizmetleri pazarlaması ile ilgili olarak 1 Ekim 2022 ve 31 Kasım 2022 tarihleri arasında atılan tweetler haftalık

olarak toplanmıştır. Toplamda sekiz haftadan oluşan 27079 tweet çalışmamız kapsamına dahil edilmiştir. Veri setinde yer alan tweetlere Orange programında yapılan ön işlemede ‘transformation’ aşamasında veri setindeki giriş verileri kelimelerin küçük harfe dönüştürülmesi, metindeki vurguların kaldırılması, html etiketlerinin ayrıştırılması, metindeki url bağlantılarının kaldırılması gibi işlem adımları uygulanmıştır. Sonraki adım olan ‘tokenization’ aşamasında Regexp yöntemi kullanılarak veri setindeki metinler anlamlı hale dönüştürülmüştür. Son olarak ‘filtering’ aşamasında ise metindeki gereksiz kelime, bağlaç, noktalama işaretleri vs. kaldırılmıştır. Uygulanan bu işlem adımlarından sonra veri setinde en sık kullanılan kelimelerin görselleştirilmesi amacıyla kelime bulutları oluşturulmuştur.

Çalışmamız kapsamındaki veri seti ile Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik duygu durumlarının belirlenmesi amacıyla duygu analizi yapılmıştır. Sosyal medyanın kullanımının yaygınlaşması ile birlikte insanlar bir durum, yer, konu veya olay hakkındaki duygularını, inançlarını veya fikirlerini ifade etmek için Facebook, Twitter ve Instagram gibi platformları sıklıkla kullanılmaktadır [36]. Duygu analizi veya Fikir Madenciliği kişilerin sosyal medya gibi sanal ortamlarda fikir, düşünce, duygu ve tutumlarının yazılan metinlerden analiz eden çalışma alanı olarak tanımlanmaktadır [37]. Duygu Analizi ile kişiler tarafından yazılmış olan metinler girdi olarak kullanılmakta ve bu metinlerin içerisinde saklı olan duyguların pozitif, negatif veya nötr olma durumları kategorize edilmektedir [38, 39]. Son yıllarda sosyal medya platformlarında bulunan yapılandırılmamış biçimde bulunan büyük hacimli verilerden elde edilen duyguları veya fikirleri tespit etmek amacıyla duygu analizi sıklıkla kullanılmaktadır [36]. Siyaset, sosyoloji, ekonomi ve finans gibi farklı sosyolojik alanlarda kullanılan duygu analizi çalışmaları sosyal medya kullanımının yaygınlaşmasıyla birlikte ön plana çıkmıştır [40]. Çalışmamız kapsamında kullanılan veri setinde Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik duygularının analiz edilmesinde duyguların kutuplaşmasını (pozitif/negatif/nötr) ve yoğunluğunu (güç) dikkate alan bir duygu analizi yöntemi olan VADER (Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning) modeli kullanılmıştır [41]. VADER, kural tabanlı bir duygu analiz aracı ve sosyal medyada duyguları ifade etmek için kullanılan bir sözlüktür [42]. Herhangi bir eğitim verisine ihtiyaç duyulmayan bu yöntem kullanılarak önceden işlenmiş tweetlerin genel puanı hesaplanır ve çıktı olarak bir tweet’in pozitif, negatif ve nötr puanları verilir [43, 44].

Çalışmamızın bir sonraki aşamasında Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik görüşleri duygu analizi ile analiz edildikten sonra elde edilen üç duygu durumunun en iyi tahmin edicilerini belirlemek için yeni bağımsız değişkenler oluşturulmuştur. Bu yeni veri kümesini oluşturmak için sekiz haftalık veri setleri birleştirilerek tek bir veri seti oluşturulmuş ve bu orijinal Twitter metin belgesi ile yeni bir kelime bulutu oluşturulmuştur. Oluşturulan bu yeni kelime bulutunda en

sık tekrarlanan kelimeler gözden geçirilmiş ve sırasıyla “health system, insurance ve mental health” kelimelerinin sıklıklarının yüksek olduğu görülmüştür. Sağlık hizmetlerinde pazarlama konusunda Twitter verilerinin analiz edildiği çalışmaların eksikliği göz önüne alınarak sıkça tekrarlanan bu kelimelerin Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik duygu durumlarını belirleme etkili olabileceği ve bu konuda literatüre katkı sağlanacağı düşünülerek bu kelimeler kullanılarak yeni bağımsız değişkenler oluşturulmuştur. Ayrıca bu kelimelerin yanı sıra kullanılan tweetlerin retweet ve favorite edilip edilmediği gibi özellikle Twitter platformunda yüksek etkileşim getiren değişkenler de yeni veri setine dahil edilmiştir. Metin formatında olan değişkenlerin analize dahil edilebilmesi için ‘health system’, ‘insurance’ ve ‘mental health’ kelimelerinin metin içerisinde geçip geçmemesine (0=hayır, 1=evet) ve ‘retweet’ ve ‘favorite’ edilip edilmemesine göre (0= retweetlenmemiş/beğenilmemiş, 1=retweetlenmiş/beğenilmiş) ikili kategoriye ayrılmış değişkenler ile birlikte toplamda beş bağımsız değişken oluşturulmuştur. Tüm değişkenler aynı forma getirildikten sonra oluşturulan bu bağımsız değişkenlerin veri seti kullanılarak Twitter kullanıcılarının görüşlerinin duygu durumlarının en iyi tahmin edicilerini belirlemek için makine öğrenmesi tekniklerinin performansları karşılaştırılmıştır. Bu çalışma kapsamında NN, RF, NB ve k-NN teknikleri kullanılmış ve Twitter veri kullanıcılarının görüşlerinin duygusal gruplamalarını tahmin etmek için karşılaştırılmıştır.

NN biyolojik sinir ağlarına dayanan bir matematiksel hesaplama modelini temsil etmektedir ve genellikle sınıflandırma problemlerini çözmek için kullanılmaktadır [45, 46]. Bir veri kümesindeki temel ilişkileri anlamaya yönelik algoritmalar dizisi olan NN, insan beyninin işleyişini taklit eden bir süreç aracılığıyla çalışmaktadır [47]. Nöron adı verilen bir dizi basit, bağlantılı işlemciden oluşmakta ve organik veya yapay nöron sistemlerini yansıtarak çeşitli girdilere esnek bir şekilde uyum sağlayabilmektedirler [48, 49]. NN gibi doğrusal olmayan istatistiksel veri modelleme araçlarının kullanılması, girdiler ve çıktılar arasında karmaşık ilişkileri modellemeye yardımcı olarak veri kümelerindeki gizli kalıpları da ortaya çıkarabilmektedir [50]. N girişi olan bir nöronun çıktısını hesaplamak için aşağıdaki formül kullanılır (Eşitlik 1) [51]. Y çıkışı, x_i girişi, w_i ağırlığı, b yanlılığı ve f ise transfer fonksiyonunu temsil eder [52].

$$Y = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b \right) \quad (1)$$

RF birden fazla karar ağacının kombinasyonundan oluşan bir modeli temsil etmektedir [53]. Bu yöntem birden fazla karar ağacı oluşturmak için genel eğitim kümesinden özellik alt kümesini rastgele seçen ve ardından bireysel karar ağaçlarının ortalama tahmini olarak bilinen model sınıflandırmasını döndüren bir karar ağacı türüdür [54, 55, 56]. Tahmin modelinin başarı seviyesi yeterli öğrenme sağlandıktan sonra doğrulama verilerinin test edilmesiyle belirlenir ve tahmin sonuçlarının doğruluğu ve güvenilirliği karar ağaçları arttıkça artar [53, 57]. Son derece ayarlanabilir ve kullanıcı dostu bir denetimli

öğrenme yaklaşımıdır ve hem regresyon hem de sınıflandırma amacıyla kullanılabilir [58, 59]. RF büyük miktardaki verinin doğru bir biçimde sınıflandırılması ve karmaşık veri yapılarının analizi için uygun bir seçenek olarak görülmektedir. Bu nedenle sınıflandırma algoritmaları arasında diğer modellerle karşılaştırıldığında sürekli olarak en yüksek tahmin doğruluğunu sunmaktadır [60, 61]. Özellik alt kümesi seçimi ve eksik veri ataması için kullanılan bu yöntem oldukça etkilidir ve gelecekteki veri eklemeleri için yüksek performans sunabilir. RF, büyütme, kendini test etme, ağaç birleştirme ve sonlandırma gibi konularda belirli talimatları takip eder ve aşırı uyum konusunda dayanıklıdır. Ayrıca çok yüksek boyutlu parametre uzaylarında ve aykırı değerlerin varlığında diğer ML algoritmalarına göre daha kararlı olduğu söylenmektedir [62]. Karar ağacındaki her düğümün entropisi şu şekilde verilir (Eşitlik 2):

$$ni_j = w_j C_j - W_{left(j)} C_{left(j)} - W_{right(j)} C_{right(j)}, \quad (2)$$

Burada ni_j , düğüm j 'nin önemini, w_j düğüm j 'ye ulaşan örneklerin ağırlıklı sayısını, C_j düğüm j 'nin karışıklık değerini, $left(j)$, düğüm j 'nin üzerinde sol bölümündeki alt düğümü ve $right(j)$ ise düğüm j 'nin sağ bölümündeki alt düğümü ifade etmektedir.

Bayes Teoremi temel alınarak geliştirilmiş bir istatistiksel sınıflandırma yöntemi olan NB ise basit ve koşullu olasılıklara dayanmaktadır [63]. Hem çok kategorili hem de ikili sınıflandırma için kullanılabilen NB çok sınıflı sınıflandırmanın sınıflandırması için yetersiz akış ve aşırı uyum gibi iki ana sınırlamanın da üstesinden gelir [64, 65, 66]. Bu yöntemde sınıf tahmini diğer özelliklerden bağımsız olarak ele alınır ve bir özelliğin sınıf üzerindeki etkisinin diğer özelliklerden bağımsız olduğu varsayılır [67]. Bağımlı özelliklere sahip sınıfları sınıflandırmak için en uygun olan, güçlü bir koşullu bağımsızlık varsayımına sahip olasılıksal bir sınıflandırıcıdır [68]. Bu yöntem oluşturulan olasılıklar ile modellemedeki belirsizlikleri yakalamaya çalışarak tahmin problemlerinin çözülmesine yardımcı olmaktadır [69]. NB yönteminin uygulanması kolaydır ve genellikle iyi performans değerlerine sahiptir [70]. Çünkü NB, kullanılan her değişken için sonlu olasılıkları hesaplayabilir, çoklu sınıf yoğunluk tabanlı sınıflandırmada sorunları çözmek için sıkça kullanılır ve bu yöntemde belirli bir özelliğin değeri, sınıf değişkenine verilen herhangi bir başka özelliğin değerinden bağımsızdır [71]. Kullanılan NB teoreminin temeli aşağıdaki Bayes formülüdür (Bkz. Eşitlik 3).

$$P(C | X) = \frac{P(X | C)P(C)}{P(X)} \quad (3)$$

$P(C | X)$ son olasılıktır,
 $P(X | C)$ olasılıktır,
 $P(C)$ sınıf öncesi olasılıktır,
 $P(X)$ tahmini ön olasılıktır.

Son olarak en yakın komşuların hesaplanmasına dayanan k-NN ise sınıflandırma ve regresyon problemlerinin çözümünde kullanılan denetimli bir makine öğrenimi tekniğidir [49, 72]. Bu algoritmanın temel prensibi, aynı sınıfa ait en benzer örneklerin yüksek olasılığa sahip olmasıdır. Genellikle, k-NN algoritması bir sorgunun eğitim veri setindeki en yakın k komşusunu belirleyerek, bu k komşudaki ana sınıfla sorguyu tahmin etmektedir [73]. K-NN algoritması, yeni veriler ile önceden tanımlanmış veriler arasındaki benzerliği varsayar ve yeni verileri mevcut kategoriler arasında en uygun olan kategoriye dahil eder [58]. Veri madenciliği, görüntü işleme vb. alanlarda birçok uygulamada kullanılan bu algoritma, sınıflandırılacak nesnenin eğitim verilerine olan en yakın mesafesini hesaplamak için kullanılır. Bu mesafenin Öklid Uzaklığı yöntemi kullanılarak hesaplanması için aşağıdaki formül kullanılır (Eşitlik 4) [74]. Boyutların veya özelliklerin sayısı n 'dir, x_i veri testindeki i özelliği, y_i ise veri dizisindeki i özelliğidir.

$$dist(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

Veri analizinde, en uygun modeli seçmek için literatürde kabul görmüş çeşitli model performansı değerlendirme yöntemleri bulunmaktadır. Sağlık hizmetleri pazarına yönelik durumlarını sınıflandırmak için çeşitli makine öğrenimi tekniklerini karşılaştırmak amacıyla kullanılan performans yöntemleri şu şekildedir:

Doğruluk (Accuracy): Sınıflandırma modelinin doğru tahminlerinin, toplam veri noktalarına oranıyla hesaplanan yaygın bir metriktir ve model tahmininin doğru olma olasılığını hesaplar [75, 76]. Doğruluk hesaplanırken payda olarak karmaşıklık matrisinin tüm girdilerinin toplamı, pay olarak ise Gerçek Pozitif ve Gerçek Negatif ögelerin toplamı alınır [76]. Doğruluk denklemi Eşitlik 5'te gösterilmiştir.

$$Doğruluk = \frac{GP+GN}{GP+YN+YP+GN} \quad (5)$$

Kesinlik (Precision): Kesinlik, pozitif olarak tahmin edilen değerlerin gerçekte kaçının pozitif olduğunu gösterir. Gerçek Pozitifler, model tarafından pozitif olarak etiketlenen öğeleri ifade ederken Yanlış Pozitifler, pozitif olarak sınıflandırılan ancak gerçekte negatif olan öğeleri temsil eder [76, 77]. Doğruluk denklemi Eşitlik 6'da gösterilmiştir.

$$Kesinlik = \frac{GP}{GP+YP} \quad (6)$$

Duyarlılık (Recall): Duyarlılık doğru sınıflandırılmış pozitiflerin gerçek pozitiflere oranıdır. Yani pozitif olarak tahmin edilenlerin, toplam pozitif vakaların ne kadarını kapsadığını göstermektedir. Duyarlılık hesaplanırken Yanlış Negatifler göz önüne alınır. Bu ölçütte temel olan gerçek pozitiflerin test sonuçlarında doğru bir şekilde tahmin edilmesidir [78]. Doğruluk denklemi Eşitlik 7'de gösterilmiştir.

$$Duyarluluk = \frac{GP}{GP+YN} \quad (7)$$

F1-Skor(F1): F1- skoru, kesinlik ve duyarlılık değerlerinin harmonik ortalaması alınarak hesaplanır ve F1 skoru en iyi değerine 1'de, en kötü değerine 0'da ulaşır [76, 78]. Doğruluk denklemi Eşitlik 8'de gösterilmiştir.

$$F1 - Skor = 2 * \left(\frac{kesinlik * duyarlılık}{kesinlik + duyarlılık} \right) \quad (8)$$

Çalışmamızın son aşamasında oluşturulan yeni veri seti ile makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak Twitter kullanıcılarının görüşlerinin duygu durumlarının en iyi tahmin edicileri belirlendikten sonra Twitter veri kullanıcılarının görüşlerinin duygusal gruplarını en iyi tahmin eden değişkenin bulunması amaçlanmıştır. Bu kapsamda RF algoritması kullanılarak oluşturulan Pisagor ağacı kullanılmıştır. Adımı geleneksel olarak Pisagor teoremini tasvir eden bir yapılandırma olan Pisagor'dan alan Pisagor ağacı, ikizkenar dik üçgenin kenarlarına kenarlarla orantılı karelerin çizilmesiyle oluşturulmuş bir ağaçtır [79]. Bu ağaç, doğruların dallara ayrılmasından ibarettir ve damarlanmaya benzer [80]. Her bir görselleştirmenin rastgele oluşturulmuş bir ağaçla ilgili olduğu RF adlı bir karar ağacı modeline dayalı Pisagor ağacı, birçok görselleştirmeye sahiptir. Bu görseller

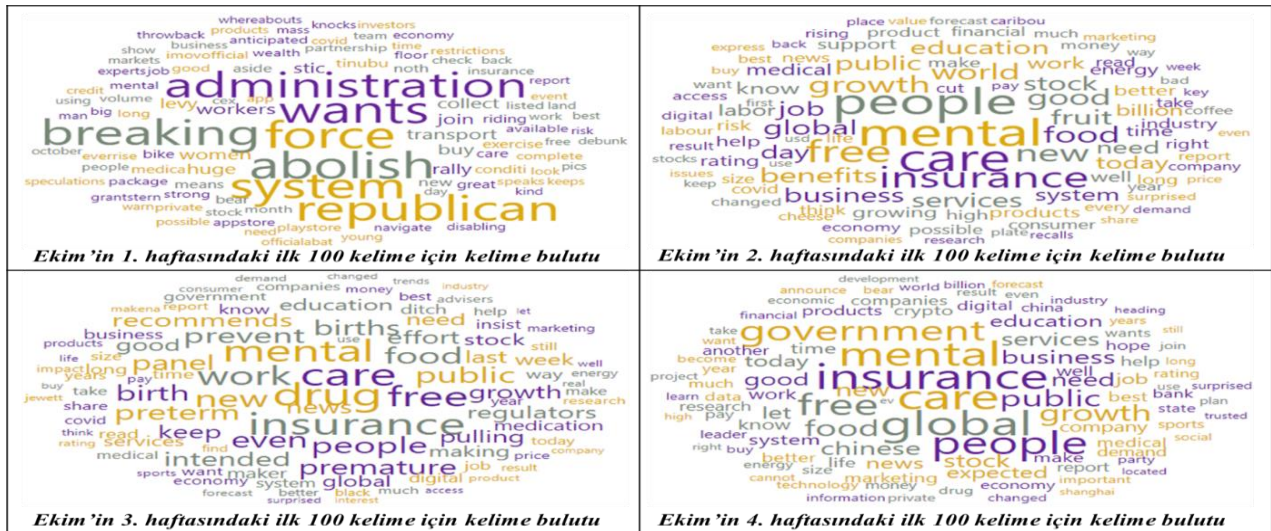
arasında en iyi ağaç yapısı dalları en kısa ve en koyu renkli olan olarak gösterilmektedir. Bu, birkaç özelliğin dalları iyi böldüğü anlamına gelmektedir. Pisagor görselleştirmesi, büyük ağaçları ve yapılarını göstermek için uygundur [81]. Pisagor ağacını oluşturmanın amacı, veri ilişkilendirme araştırmalarını basitleştirmektir [82].

3. BULGULAR (RESULTS)

Çalışmamız kapsamında sağlık hizmetleri pazarlaması ile ilgili olarak 1 Ekim 2022 ve 30 Kasım 2022 tarihleri arasında Twitter'dan toplanan veriler üzerinde duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Toplam 27079 tweet üzerinde yapılan duygu analizi sonucunda elde edilen bulgular Tablo 1'de gösterilmektedir. Buna göre çalışma örnekleminin %50,36'sının (n=13638) pozitif yani olumlu duygulara sahip olduğu görülmektedir. Nötr duygu duruma sahip tweetlerin oranı %32,21 (n=8721) iken negatif yani olumsuz duygu durumuna sahip tweetlerin oranının ise %17,43 (n=4720) olduğu belirlenmiştir. Yaptığımız analiz sonucunda 'healthcaremarket' ile ilgili olarak atılan tweetlerin %82,5'nin olumlu ya da nötr duygularla atıldığı tespit edilmiştir. Buna göre Twitter kullanıcılarının çoğunluğunun sağlık hizmetleri pazarlaması konusunda olumlu duygulara sahip olduğunu söylemek mümkündür.

Tablo 1. Duygu analizi (Sentiment analysis)

| Aylar | Toplam Tweet | Pozitif | % | Nötr | % | Negatif | % |
|---------------------|--------------|--------------|---------------|-------------|---------------|-------------|---------------|
| Ekim (1. hafta) | 11237 | 3714 | %33,05 | 6354 | %56,55 | 1169 | %10,4 |
| Ekim (2. hafta) | 1973 | 1240 | %62,85 | 271 | %13,73 | 462 | %23,42 |
| Ekim (3. hafta) | 2499 | 1593 | %63,75 | 359 | %14,36 | 547 | %21,89 |
| Ekim (4. hafta) | 3079 | 1936 | %62,88 | 467 | %15,17 | 676 | %21,95 |
| Kasım (1. hafta) | 2561 | 1620 | %63,26 | 427 | %16,67 | 514 | %20,07 |
| Kasım (2. hafta) | 2675 | 1568 | %58,62 | 433 | %16,19 | 674 | %25,19 |
| Kasım (3. hafta) | 1419 | 915 | %64,48 | 193 | %13,6 | 311 | %21,92 |
| Kasım (4. hafta) | 1636 | 1052 | %64,3 | 217 | %13,27 | 367 | %22,43 |
| Toplam Tweet | 27079 | 13638 | %50,36 | 8721 | %32,21 | 4720 | %17,43 |



Şekil 1. Ekim ayında yer alan haftalarda en sık tekrarlanan 100 kelimedenden elde edilen kelime bulutları (Word clouds from the 100 most frequent words in the weeks in October)

tekniklerinin performans değerleri Tablo 3'te gösterilmektedir. Buna göre Tablo 3'te görüldüğü gibi çalışmada kullanılan makine öğrenmesi tekniklerinin performansları ROC Eğrisi Altındaki Alan (AUC), Sınıflandırma Doğruluğu (CA), F1, Kesinlik ve Duyarlılık değerleri açısından değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgular doğrultusunda en yüksek tahmin performansına sahip olan tekniğin RF (AUC=0,707; CA=0,646), ikinci en iyi tahmin performansına sahip olan tekniğin NN (AUC=0,706; CA=0,645) ve üçüncü

en iyi tahmin performansına sahip olan tekniğin ise NB (AUC=0,702; CA=0,646) olduğu belirlenmiştir. Bu makine öğrenmesi teknikleri arasında k-NN (AUC=0,501; CA=0,177) tekniğinin en düşük tahmin performansına sahip olan teknik olduğu görülmüştür. Çalışma bulguları RF ve NN'in diğer makine öğrenmesi teknikleriyle karşılaştırıldığında çok sınıflı Twitter verisi kullanıcılarının duygu durumlarını tahmin etmede daha yüksek sınıflandırma performanslarına sahip olduğunu doğrulamıştır.

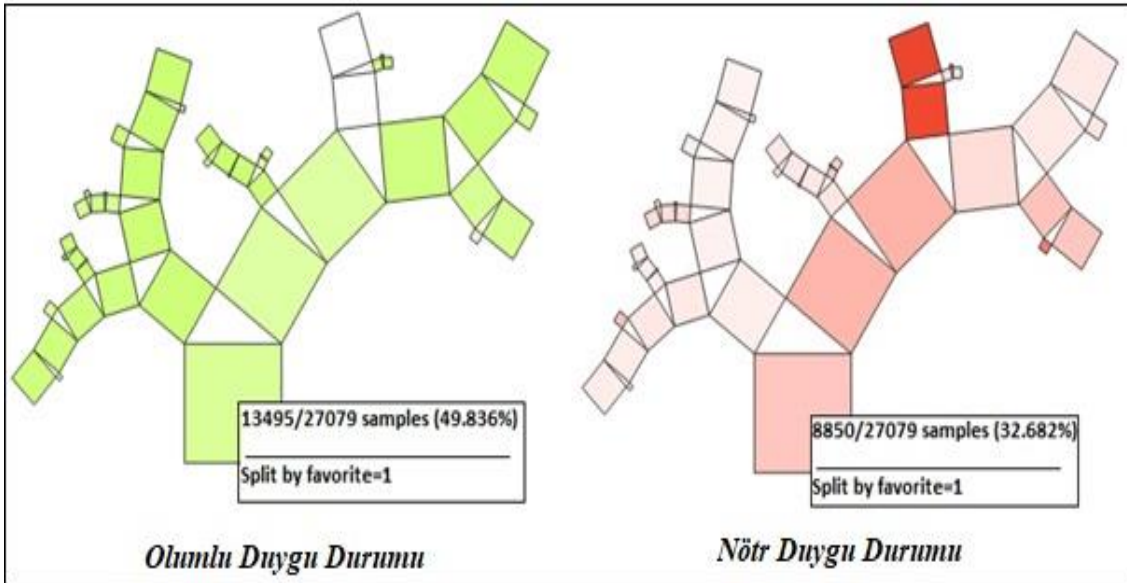
Tablo 3. Makine öğrenmesi tekniklerinin performanslarının karşılaştırılması (Comparison of performance of machine learning techniques)

| Model | AUC | CA | F1 | Kesinlik | Duyarlılık |
|---------------------------------|-------|-------|-------|----------|------------|
| Rastgele Orman (Ağaç sayısı=10) | 0.736 | 0.677 | 0.608 | 0.627 | 0.677 |
| Neural Network | 0.735 | 0.677 | 0.609 | 0.694 | 0.677 |
| Naive Bayes | 0.730 | 0.638 | 0.577 | 0.530 | 0.638 |
| k-NN | 0.502 | 0.177 | 0.060 | 0.630 | 0.177 |

Açıklamalar: AUC: Area Under the ROC Curve-ROC Eğrisi Altındaki Alan; CA: Classification Accuracy-Sınıflandırma Doğruluğu

Çalışmamızın son adımında verilerin görselleştirilmesi ve Twitter kullanıcılarının duygu sınıflarının belirlenmesinde en etkili değişkenin görülmesi için Pisagor ağacı yöntemi kullanılmıştır. Şekil 3 incelendiğinde sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik kullanıcı sayısının en fazla olduğu pozitif (n=13495) ve nötr (n=8850) duygu sınıflarından elde edilip RF sınıflandırma modeli kullanılarak oluşturulan Pisagor ağacına göre en etkili değişkenin 'favorite' değişkeni olduğu görülmüştür. Bu değişkenin her iki duygu sınıfı için Pisagor ağaçlarının ana karar düğümünü oluşturduğu görülmüştür. Bu durum, Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlaması

hakkındaki duygu sınıflarının belirlenmesinde 'favorite' değişkeninin önemli bir rol oynadığını göstermektedir. 'Favorite' değişkeninin ana karar düğümü olması, kullanıcıların paylaşımlarında öne çıkan içeriklere odaklanırken, bu içeriklerin pozitif ve nötr duyguları nasıl etkilediğinin anlaşılmasına yardımcı olabilmektedir. Bu bulgular, sağlık hizmetleri pazarlaması stratejilerinin Twitter kullanıcıları üzerinde olumlu etkiler yaratma potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. Diğer değişkenler ele alındığında sırasıyla 'health system', 'insurance', 'retweet', ve 'mental health' değişkenlerinin Twitter kullanıcılarının duygu sınıflarının belirlenmesinde en etkili olan diğer değişkenler olduğu belirlenmiştir.



Şekil 3. Olumlu ve nötr duygu durumunun pisagor ağacı (Pythagorean tree of positive and neutral moods)

4. TARTIŞMA (DISCUSSION)

Sağlık hizmetleri hızlı büyüyen bir sektör olması sebebiyle pazarlama uygulamalarını sıklıkla kullanmakta ve hizmet sunucu, hizmet kullanıcı ve hükümetler açısından önemli bir rol oynamaktadır [19, 83]. Twitter gibi sosyal medya araçları son yıllarda birçok sektörde olduğu sağlık sektöründe de kullanıcıların görüşlerinin, beklentilerinin ve isteklerinin belirlenmesi konusunda sıklıkla başvurulan bir platform haline gelmiştir. Bu nedenle bu çalışma Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına ilişkin algılarının incelenmesi amacıyla yapılmıştır. Çalışmamız kapsamında 1 Ekim 2022 ve 30 Kasım 2022 tarihleri arasında ‘healthcaremarket’ etiketiyle elde edilen 27079 adet tweetten elde edilen veriler üzerinde analizler gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda ilk olarak Twitter’den elde edilen tweetler üzerinde duygu analizi yapılarak sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik algıların çoğunlukla olumlu olduğu tespit edilmiştir. Literatüre bakıldığında benzer şekilde Sevim ve Gündük [19]’ün kamu sağlık hizmetleri yöneticilerinin sağlık hizmetlerinde pazarlama faaliyetlerine bakış açılarının değerlendirilmesine yönelik yaptıkları çalışmada sağlık hizmetleri yöneticilerinin kamu sağlık hizmetlerinde pazarlama faaliyetlerine yönelik olumlu bir bakış açısına sahip oldukları tespit edilmiştir. Yine pazarlama alanında yapılan başka bir çalışmada ise müşteri beğeni ve memnuniyetsizliklerinin oluşmasında ön plana çıkan faktörlerin belirlenmesi amacıyla duygu analizi kullanılarak yapılan çalışmalarda negatif yorumların pozitif ve nötr yorumlara kıyasla daha fazla olduğu görülmüştür [23]. Yani değişen ve gelişen dünya ile birlikte diğer hizmet alanlarında olduğu gibi sağlık hizmetleri alanında da pazarlama uygulamalarının olumlu etkileri olduğunu söylemek mümkündür. Literatür incelendiğinde Twitter kullanımının özellikle kronik hastalıklar konusunda bilgi paylaşımı konusunda sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Başka bir çalışmada ise göğüs kanseri hastalarını Twitter üzerinden yaptıkları paylaşımlar duygu durumu analizi ile incelendiğinde hasta tedavisi, hasta desteğinin artırılması ve farkındalığın yaygınlaştırılması konularında olumlu deneyimlerin paylaşıldığı görülmüştür [84].

Ekim ve Kasım ayları için oluşturulan kelime bulutlarına göre en sık tekrarlanan kelimelerin ‘insurance’ ve ‘mental’, ‘care’, ‘drug’ ve ‘system’ gibi sağlık hizmetleri pazarlamasıyla doğrudan ilişkili kelimeler olduğu görülmüştür. Çalışma kapsamında yer alan Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik olumlu, olumsuz ve nötr duygu durumları belirlendikten sonra bu duygu durumlarını tahmin etmede hangi yöntemin daha etkili olduğu sorusuna cevap aranmıştır. Bu noktada aradığımız sorunun cevabını belirlemek için makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Literatüre bakıldığında Twitter metinleri üzerinde makine öğrenmesi tekniklerinin kullanımının yaygın olduğunu ve Türkçe Twitter mesajları üzerinde duygu analizlerinin yapıldığı bir çalışmada Naive Bayes algoritması, destek vektör makineleri ve lojistik regresyon analizi gibi makine öğrenmesi sınıflama tekniklerinin kullanıldığı görülmüştür [85]. Bu nedenle

çalışma kapsamında beş adet bağımsız kategorik değişkenden oluşan yeni bir veri seti oluşturularak bu yeni veri seti üzerinden makine öğrenmesi tekniklerinin performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Yapılan performans karşılaştırmaları sonucunda Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik duygu durumlarını tahmin etmeden en iyi makine öğrenmesi tekniğinin RF ve NN algoritmaları olduğu tespit edilmiştir. Son olarak yeni oluşturulan veri setinde yer alan ‘favorite’ değişkeninin Twitter kullanıcısının duygu durumlarını açıklamada en etkili değişken olduğu belirlenmiştir. Bu durumda Twitter kullanıcıların sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik atılan tweetlere çoğunlukla katıldığı ve olumlu bir yaklaşım sergilediği söylenebilir. Son yıllarda Twitter sağlık alanında Dünya Sağlık Örgütü gibi küresel örgütler tarafından uluslararası kamuoyuyla iletişim kurmak için önemli bir halkla ilişkiler aracı haline gelmiştir. Pandeminin sağlık alanında politika belirleme ve karar verme üzerindeki etkilerinin gözlenmeye devam edildiği 2022 yılı itibariyle DSÖ Twitter paylaşımları üzerinde yapılan bir incelemede, Twitter kullanıcılarının DSÖ’nün Covid-19 ile ilgili paylaşımlarına tepki (favorite-retweet) verdikleri görülmüştür [86].

Çalışmamızda toplumdaki kişilerin sağlık hizmetlerinin pazarlamasına yönelik olumlu duygu durumları belirlenmiş ve bu duygu durumları ileri derecede analiz teknikleri kullanılarak daha detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Çalışmanın sınırlılıkları göz önüne alındığında çalışma kapsamına sadece İngilizce dilinde ve ‘healthcaremarket’ etiketi kullanılarak atılan tweetler dahil edilmiştir. Ayrıca bu çalışmada sosyal medya platformlarından sadece Twitter’ı kullanan kişilerden elde edilen veriler kullanılmıştır. Son olarak çalışmanın bir diğer sınırlılığı da sadece sekiz haftalık bir zaman periyodu için veri setinin oluşturulmasıdır.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER (CONCLUSION AND RECOMMENDATIONS)

Başta sağlık olmak üzere birçok alanda sunulan hizmetlere ilişkin kamuoyu görüşleri ve bu görüşlerin en çok paylaşıldığı sosyal medya platformları son dönemde en önemli bilgi kaynaklarından biri haline gelmiştir. Bu çalışma kapsamında da Twitter’den elde edilen verilerle kişilerin sağlık hizmetleri pazarlaması konusundaki görüşleri duygu analizi kullanılarak değerlendirilmiştir. Araştırmamız sonucunda elde edilen bulgular Twitter kullanıcılarının büyük çoğunluğunun sağlık hizmetleri pazarlaması konusunda olumlu bir görüşe sahip olduğunu göstermiştir. Çalışmanın ileri analiz aşamasında Twitter kullanıcılarının duygu durumlarının en iyi tahmin edicilerini bulmak amacıyla oluşturulan yeni veri seti kullanılarak makine öğrenmesi tekniklerinin performansları karşılaştırılmıştır. Bu analiz sonucunda Twitter kullanıcılarının duygu durumlarının en iyi tahmin edici makine öğrenmesi teknikleri RF ve NN olmuştur. Twitter kullanıcılarının sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik duygu durumlarının en iyi tahmin edici değişkenlerinin ise sırasıyla ‘favorite’, ‘health system’,

'insurance', 'retweet', ve 'mental health' olduğu belirlenmiştir. Sosyal medya platformlarından elde edilen güncel bilgilerin politika yapımcılar için önemli bir kaynak olduğu düşünülmektedir. Bundan sonra yapılacak olan çalışmalarda sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik literatürde yer alan sınırlı çalışmalara ek olarak sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik görüşlerin değerlendirilmesinde Twitter'ın yanı sıra farklı sosyal medya platformlarının da çalışma kapsamına dahil edilmesi ve bu platformlardan elde edilen bulguların karşılaştırılması önerilmektedir. Yine ileride yapılacak çalışmaların zaman içindeki değişiklikleri daha iyi anlamak ve derin bir perspektif sunmak amacıyla daha uzun bir zaman aralığını kapsayacak şekilde planlanması, ayrıca analizlerin genellenebilirliğini artırmak ve bulguların daha geniş bir kitleye uygulanabilir olmasına katkıda bulunmak için daha büyük bir veri seti kullanılması önerilmektedir. Ayrıca farklı etiketler kullanılarak daha geniş bir perspektif ile sağlık hizmetleri pazarlamasına yönelik değerlendirmeler ele alınabilir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] S. Öztürk, O. Uçan, "Türkiye'de Sağlık Harcamalarında Artış Nedenleri: Sağlık Harcamalarında Artış-Büyüme İlişkisi", *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22(1), 139-152, 2017.
- [2] TÜİK, Sağlık Harcamaları İstatistikleri 2021. <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Sağlık-Harcamaları-İstatistikleri-202145728#:~:text=Ki%20C5%9Fi%20ba%20C5%9F%20C4%B1na%20sa%20C4%9F%20C4%B1k%20harcamas%20C4%B1%202020,bin%20206%20TL%20y%20y%20C3%BCKseldi.&text=Toplam%20sa%20C4%9F%20C4%B1k%20harcamas%20C4%B1n%20GSYH%20ye,%254%20C6%20olarak%20ger%20C3%A7ekle%20C5%9Fti,2022>.
- [3] A. Ekiyor, A. Çetin, "Sağlık Hizmeti Sunumunda ve Sosyal Pazarlama Kapsamında E-Nabız Uygulamasının Bilinirliği", *Uluslararası Sağlık Yönetimi ve Stratejileri Araştırma Dergisi*, 3(1), 88-103, 2017.
- [4] O. Kitapci, I. T. Dorytol, Z. Yaman, M. Gulmez, "The Paths From Service Quality Dimensions to Customer Loyalty: An Application on Supermarket Customers", *Management Research Review*, 36(3), 239-255, 2013.
- [5] D. F. Biçer, A. Yıldırım, "Sağlık Hizmetleri Pazarlaması Çerçevesinde İç Müşteri Tatmini Etkileyen Faktörler", *Stratejik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 4(2), 381-403, 2020.
- [6] B. H. Yeşilkaya, B. Akalın, "Sağlık Hizmetleri Pazarlaması Üzerine Bir Model Önerisi: Kamu ve Özel Hastane Örneği", *Sosyal Araştırmalar ve Yönetim Dergisi*, (1), 105-120, 2022.
- [7] V. L. Purcarea, "The Impact of Marketing Strategies in Healthcare Systems", *Journal of Medicine and Life*, 12(2), 93-96, 2019.
- [8] Ö. Yeşilyurt, "Covid-19 Pandemi Sürecinin Yönetilmesinde Sosyal Pazarlama Aracı Olarak Kamu Spotlarının İncelenmesi: İçerik Analizi", *OPUS International Journal of Society Researches*, 17(Pandemi Özel Sayısı), 3470-3500, 2021.
- [9] J. Knott, Healthcare marketing 2022: Strategies & Tips to Grow Practices. <https://intrepy.com/importance-healthcare-marketing,2022>.
- [10] E. V. L. Purcarea, "The Impact of Marketing Strategies in Healthcare Systems", *Journal of Medicine and Life*, 12(2), 93, 2019.
- [11] C. Bulut, T. Sönel, D. Kolca, "Sağlık Hizmetlerinde Pazarlama Araştırmalarında Uygulanan Teknikler", *Uluslararası Sağlık Yönetimi ve Stratejileri Araştırma Dergisi*, 9(3), 284-294, 2023.
- [12] S. Gök, "Sağlık Hizmetleri Pazarlamasında Güncel Yaklaşımlar", *Sağlık Akademisyenleri Dergisi*, 10(3), 514-522, 2023.
- [13] Ö. Çelen, H. Abuhanoğlu, A. Teke, A. "Memnuniyet, Bağlılık ve Yalnızlık İlişkisi: TSK Ankara Özel Bakım Merkezinde Bir Araştırma", *TAF Preventive Medicine Bulletin*, 15(1), 2016.
- [14] V. Öter, H. D. Südaş, "Algılanan Hizmet Kalitesinin Hasta Bağlılığı Üzerine Etkisi: Devlet Hastanesi Üzerine Bir İnceleme", *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21(2), 43-57, 2017.
- [15] M. Marangoz, L. Biber, "Kurumsal İmajın ve Kurumsal Ünün Müşteri Bağlılığına Etkileri", *Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 2007(2), 173-193, 2017.
- [16] G. B. D. Kıyat, H. Şimşek, B. Özgüleş, "Sağlık Hizmetleri Pazarlamasının Diğer Pazarlama Dalları İçindeki Yeri ve Önemi", *Sağlık Akademisyenleri Dergisi*, 4(3), 147-154, 2017.
- [17] B. Handel, K. Ho, "The Industrial Organization of Health Care Markets", *Handbook Of Industrial Organization*, Cilt 5, Editör: Ho, K., Hortaçsu, A., Lizzeri A., North Holland, Amsterdam, 521-614, 2021.
- [18] K. Rooney, "Consumer-Driven Healthcare Marketing: Using the Web to Get up Close and Personal", *Journal of Healthcare Management*, 54(4), 241-251, 2009.
- [19] E. Sevim, Ö. Gündük, "Kamu Sağlık Hizmetleri Yöneticilerinin Sağlık Hizmetlerinde Pazarlamaya Bakış Açılarının Değerlendirilmesi İstanbul Örneği", *Jaren*, 6(1), 148-156, 2020.
- [20] G. Bayın, Y. Akbulut, "Sağlık Sektöründe Sosyal Pazarlamanın Kullanımı", *Ankara Sağlık Bilimleri Dergisi*, 1(1), 53-72., 2012.
- [21] V. S. Pagolu, K. N. Reddy, G. Panda, B. Majhi, "Sentiment Analysis of Twitter Data for Predicting Stock Market Movements," **2016 International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPEs)**, IEEE, 1345-1350, 2016.
- [22] J. Leskovec, L. A. Adamic, B. A. Huberman, "The Dynamics of Viral Marketing", *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, 1(1), 1-39, 2007.
- [23] K. Ö. Atılgan, H. Yoğurtcu, "Kargo Firması Müşterilerinin Twitter Gönderilerinin Duygu Analizi", *Çağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 18(1), 31-39, 2021.
- [24] A. Onan, "Twitter Mesajları Üzerinde Makine Öğrenmesi Yöntemlerine Dayalı Duygu Analizi", *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 3(2), 1-14, 2017.
- [25] C. B. S. Bartlett, R. Wurtz, "Twitter and Public Health", *Journal of Public Health Management and Practice*, 21(4), 375-383, 2015.

- [26] L. Sinnenberg, A. M. Bittenheim, K. Padrez, C. Mancheno, L. Ungar, R. M. Merchant, "Twitter as a Tool for Health Research: A Systematic Review", *American Journal of Public Health*, 107(1), e1-e8, 2017.
- [27] E. Gabarron, E. Dorrnzoro, O. Rivera-Romero, R. Wynn, "Diabetes on Twitter: A Sentiment Analysis", *Journal of Diabetes Science and Technology*, 13(3), 439-444, 2019.
- [28] J. Huang, R. Kornfield, G. Szczyka, S. L. Emery, "A Cross-Sectional Examination of Marketing of Electronic Cigarettes on Twitter", *Tobacco Control*, 23(suppl 3), iii26-iii30, 2014.
- [29] J. Keim-Malpass, E. M. Mitchell, E. Sun, C. Kennedy, "Using Twitter to Understand Public Perceptions Regarding the HPV Vaccine: Opportunities for Public Health Nurses to Engage in Social Marketing", *Public Health Nursing*, 34(4), 316-323, 2017.
- [30] M. Faus, F. Alonso, A. Javadinejad, S. A. Useche, "Are Social Networks Effective in Promoting Healthy Behaviors? A Systematic Review of Evaluations of Public Health Campaigns Broadcast on Twitter", *Frontiers in Public Health*, 10, 1045645, 2022.
- [31] I. Herrera-Peco, B. Jiménez-Gómez, J. J. Peña Deudero, E. Benitez De Gracia, C. Ruiz-Núñez, "Healthcare Professionals' Role in Social Media Public Health Campaigns: Analysis of Spanish Pro Vaccination Campaign on Twitter", *Healthcare*, 9(6), 662, 2021.
- [32] K. McCausland, B. Maycock, T. Leaver, K. Wolf, B. Freeman, J. Jancey, "E-Cigarette Advocates on Twitter: Content Analysis of Vaping-Related Tweets". *JMIR public Health and Surveillance*, 6(4), e17543, 2020.
- [33] A. A. Çobaner, S. Köksoy, "Sağlık Alanında Sosyal Medyanın Kullanımı: Twitter'da Sağlık Mesajları", *Akademik Konferans Bildirileri*, 899, 906, 2014.
- [34] J. L. Lee, M. DeCamp, M. Dredze, M. S. Chisolm, Z. D. Berger, "What are Health-Related Users Tweeting? A Qualitative Content Analysis of Health-Related Users and Their Messages on Twitter", *Journal of Medical Internet Research*, 16(10), e237, 2014.
- [35] S. Leek, D. Houghton, L. Canning, "Twitter and Behavioral Engagement in the Healthcare Sector: An Examination of Product and Service Companies", *Industrial Marketing Management*, 81, 115-129, 2019.
- [36] A. Hasan, S. Moin, A. Karim, S. Shamshirband, "Machine Learning-Based Sentiment Analysis for Twitter Accounts", *Mathematical and Computational Applications*, 23(1), 11, 2018.
- [37] G. Sarıman, E. Mutaf, "Covid-19 sürecinde Twitter Mesajlarının Duygu Analizi", *Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences*, 7(10), 137-148, 2020.
- [38] B. Akın, U. T. G. Şimşek, "Sosyal Medya Analitiği ile Değer Yaratma: Duygu Analizi ile Geleceğe Yönelim", *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 5(3), 797-811, 2018.
- [39] B. Özyurt, M. A. Akçayol, "Fikir Madenciliği ve Duygu Analizi, Yaklaşımlar, Yöntemler Üzerine Bir Araştırma", *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 6(4), 668-693, 2018.
- [40] A. B. Eliacik, N. Erdoğan, User-weighted sentiment analysis for financial community on Twitter. **2015 11th International Conference on Innovations in Information Technology (IIT)**, IEEE, 2015.
- [41] R. K. Mishra, S. Urolagin, J. A. A. Jothi, A.S. Neogi, N. Nawaz, "Deep Learning-Based Sentiment Analysis and Topic Modeling on Tourism During Covid-19 Pandemic", *Frontiers in Computer Science*, 3, 1-14, 2021.
- [42] S. Elbagir, J. Yang, "Twitter Sentiment Analysis Using Natural Language Toolkit and VADER Sentiment", **In Proceedings of the International Multiconference of Engineers and Computer Scientists**, IMECS, 1-5, 2019.
- [43] S. Vashishtha, S. Susan, "Fuzzy Rule Based Unsupervised Sentiment Analysis from Social Media Posts", *Expert Systems with Applications*, 138, 112834, 2019.
- [44] C. Çılgın, M. Baş, H. Bilgehan, C. Ünal, "Twitter Sentiment Analysis During Covid-19 Outbreak with Vader. *AJIT-e: Academic Journal of Information Technology*, 13(49), 72-89, 2022.
- [45] I.K.M. Jais, A.R. Ismail, S.Q. Nisa, "Adam Optimization Algorithm for Wide and Deep Neural Network", *Knowledge Engineering and Data Science*, 2(1), 41-46., 2019.
- [46] Y. Singh, A. S. Chauhan, "Neural Networks in Data Mining", *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 5(1), 37-42, 2009.
- [47] X. Qi, G. Chen, Y. Li, X. Cheng, C. Li, "Applying Neural-Network-Based Machine Learning to Additive Manufacturing: Current Applications, Challenges, And Future Perspectives", *Engineering*, 5(4), 721-729, 2019.
- [48] J. Schmidhuber, "Deep Learning in Neural Networks: An Overview", *Neural Networks*, 61, 85-117, 2015.
- [49] B. Mahesh, "Machine Learning Algorithms-A Review", *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 9, 381-386, 2020.
- [50] B.G. Marcot, A. M. Hanea, "What is an Optimal Value of k in K-Fold Cross-Validation in Discrete Bayesian Network Analysis?", *Computational Statistics*, 36(3), 2009-2031, 2021.
- [51] M. H. Beale, M. T. Hagan, H. B. Demuth, **Neural Network Toolbox User's Guide. The MathWorks Inc, Natick, A. B. D.**, 2015.
- [52] J. Amita, J. S. Singh, G. P. Kumar, "Prediction of Bus Travel Time Using Artificial Neural Network", *International Journal for Traffic and Transport Engineering*, 5(4), 410-424, 2015.
- [53] C. M. Yeşilkanat, "Spatio-Temporal Estimation of the Daily Cases of COVID-19 in Worldwide Using Random Forest Machine Learning Algorithm", *Chaos, Solitons & Fractals*, 140, 1-8, 2020.
- [54] O. Sevli, "Göğüs Kanseri Teşhisinde Farklı Makine Öğrenmesi Tekniklerinin Performans Karşılaştırması", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (16), 176-185, 2019.
- [55] M. Luo, J. Xie, Y. Yan, Z. Ke, P. Yu, Z. Wang, J. Zhang, "Comparing Machine Learning Algorithms in Predicting Thermal Sensation Using ASHRAE Comfort Database II", *Energy and Buildings*, 210, 1-16, 2020.
- [56] F. E. Ayo, O. Folorunso, F. T. Ibaralu, I. A. Osinuga, "Machine Learning Techniques for Hate Speech Classification of Twitter Data: State-of-the-Art, Future Challenges and Research Directions", *Computer Science Review*, 38, 100311, 1-34, 2020.

- [57] W. Lin, Z. Wu, L. Lin, A. Wen, J. Li, "An Ensemble Random Forest Algorithm for Insurance Big Data Analysis", *IEEE Access*, 5, 16568-16575, 2017.
- [58] G. P. A. Mary, M. S. Hema, R. Maheshprabhu, M. N. Guptha, Sentimental Analysis of Twitter Data Using Machine Learning Algorithms. **2021 International Conference on Forensics, Analytics, Big Data, Security (FABS)**, IEEE, 1, 1-5, 2021.
- [59] A. P. Rodrigues, R. Fernandes, A. Shetty, K. Lakshmana, R. M. Shafi, "Real-time Twitter Spam Detection and Sentiment Analysis Using Machine Learning and Deep Learning Techniques", *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1-14, 2022.
- [60] Y. Y. Aung, M. M. Min, An Analysis of Random Forest Algorithm Based Network Intrusion Detection System. **2017 18th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD)**, IEEE, 127-132, 2017.
- [61] J. L. Speiser, M. E. Miller, J. Tooze, E. Ip, "A Comparison of Random Forest Variable Selection Methods for Classification Prediction Modeling", *Expert Systems with Applications*, 134, 93-101, 2019.
- [62] A. Sarica, A. Cerasa, A. Quattrone, "Random Forest Algorithm for the Classification of Neuroimaging Data in Alzheimer's Disease: A Systematic Review", *Frontiers in Aging Neuroscience*, 9, 329, 2017.
- [63] I. B. A. Peling, I. N. Arnawan, I. P. A. Arthawan, I. G. N. Janardana, "Implementation of Data Mining to Predict Period of Students Study Using Naive Bayes Algorithm", *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, 2(1), 53-57, 2017.
- [64] M. Bader Alazzam, H. Mansour, M. M. Hammam, S. Alsheikh, A. Bakir, S. Alghamdi, A. S. AlGhamdi, "Machine Learning of Medical Applications Involving Complicated Proteins and Genetic Measurements", *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 1-6, 2021.
- [65] B. Chandra, and Manish Gupta, "Robust Approach for Estimating Probabilities in Naive Bayesian Classifier for Gene Expression Data," *Expert Systems with Applications*, 38(3), No. 3, 1293-1298, 2011.
- [66] D. M. Farid, M. M. Rahman, M. A. Al-Mamuny, "Efficient and Scalable Multi-Class Classification Using Naive Bayes Tree", *2014 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV)*, 1-4, 2014.
- [67] K. A. Govindasamy, N. Palanichamy, Depression Detection Using Machine Learning Techniques on Twitter Data. **2021 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)**, IEEE, 960-966, 2021.
- [68] B. Gupta, M. Negi, K. Vishwakarma, G. Rawat, P. Badhani, B. Tech, "Study of Twitter Sentiment Analysis Using Machine Learning Algorithms on Python", *International Journal of Computer Applications*, 165(9), 29-34, 2017.
- [69] H. Parveen, S. Pandey, Sentiment analysis on Twitter Data-Set Using Naive Bayes Algorithm. **2016 2nd International Conference on Applied and Theoretical Computing and Communication Technology (iCATccT)**, IEEE, 2016.
- [70] S. Ray, A Quick Review of Machine Learning Algorithms. **2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon)**, IEEE, 2019.
- [71] K. A. K. Niazi, W. Akhtar, H. A. Khan, Y. Yang, S. Athar, "Hotspot Diagnosis for Solar Photovoltaic Modules Using A Naive Bayes Classifier", *Solar Energy*, 190, 34-43, 2019.
- [72] I. Triguero, D. García-Gil, J. Maillo, J. Luengo, S. García, F. Herrera, "Transforming Big Data into Smart Data: An Insight on the Use of the K-Nearest Neighbors Algorithm to Obtain Quality Data", *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 9(2), e1289,1-24, 2019.
- [73] S. Zhang, D. Cheng, Z. Deng, M. Zong, X. Deng, X. "A Novel kNN Algorithm with Data-Driven k Parameter Computation", *Pattern Recognition Letters*, 109, 44-54, 2018.
- [74] Y. D. Setiyaningrum, A. F. Herdajanti, C. Supriyanto, Classification of Twitter Contents Using Chi-Square and K-Nearest Neighbour Algorithm, **2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication**, IEEE, 2019.
- [75] M. Ikonomakis, S. Kotsiantis, V. Tampakas, "Text Classification Using Machine Learning Techniques", *WSEAS Transactions On Computers*, 4(8), 966-974, 2005.
- [76] M. Grandini, E. Bagli, G. Visani, "Metrics for Multi-Class Classification: An Overview", *ArXiv abs/2008.05756*: 1-17, 2020.
- [77] V. Yarğı, S. Postalcioglu, "EEG İşareti Kullanılarak Bağımlılığa Yatkınlığın Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Analizi", *El-Cezeri*, 8(1), 142-154, 2021.
- [78] B. Ş. Bozyiğit, Ç. Tarhan, "Makine Öğrenmesi Yöntemleri Kullanılarak Sosyal Medyada Marka İtibarı Analizi", *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 6(2), 57-76, 2020.
- [79] L. Teia, "Special Case of the Three-Dimensional Pythagorean Gear (Australian Senior Mathematics Journal)", *Journal of the Australian Mathematical Society*, 32, 36-49, 2018.
- [80] T. Munz, M. Burch, T. van Benthem, Y. Poels, F. Beck, D. Weiskopf, Overlap-Free Drawing of Generalized Pythagoras Trees for Hierarchy Visualization. **2019 IEEE Visualization Conference (VIS)**, IEEE, 2019.
- [81] E. W. Ambarsari, H. Herlinda, "Pythagoras Tree Applied for Determined Instagram Usage Habit Decision", *Sinkron: Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 4(2), 56-61, 2020.
- [82] U. Urbas, D. Zorko, N. Vukašinović, "Machine Learning Based Nominal Root Stress Calculation Model for Gears with A Progressive Curved Path of Contact", *Mechanism and Machine Theory*, 165, 1-14, 2021.
- [83] A. Y. Sarıyıldız, "Sağlık Hizmetleri Pazarlamasında Yeni Yaklaşımlar", *Selçuk Sağlık Dergisi*, 3(2), 166-179, 2022.
- [84] E. M. Clark, T. James, C. A. Jones, A. Alapati, P. Ukandu, C. M. Danforth, P. S. Dodds, "A Sentiment Analysis of Breast Cancer Treatment Experiences and Healthcare Perceptions Across Twitter", *ArXiv Preprint ArXiv:1805.09959*, 2018
- [85] A. Onan, "Sentiment Analysis on Twitter Messages Based on Machine Learning Methods", *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 3 (2), 1-14, 2017.

- [86] B. A. Özoran, “Bir Halkla İlişkiler Aracı Olarak Twitter: Dünya Sağlık Örgütü Paylaşımlarının İçerik Analizi ve Metin Madenciliği ile İncelenmesi”, *Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(04), 125-14, 202