

Research Article/Araştırma Makalesi

Sentiment Analysis of Tweets Relating to Distance Education during the Covid-19 Pandemic

Özcan ÖZYURT *¹  Nilgün KISA ² 

¹ Karadeniz Technical University, Of Technology Faculty, Software Engineering, Trabzon, Turkey, oozyurt@ktu.edu.tr

² Karadeniz Technical University, Of Technology Faculty, Software Engineering, Trabzon, Turkey, 305407@ogr.ktu.edu.tr


*Corresponding Author: oozyurt@ktu.edu.tr

Article Info

Received: 10 June 2021

Accepted: 15 August 2021

Keywords: Sentiment analysis, Covid-19 pandemic, distance education

 10.18009/jcer.950790

Publication Language: Turkish

Abstract

Social media environments have become popular platforms where people express their feelings and thoughts. Twitter is one of these platforms. Today, Twitter has become an important data source and has played a role in sentiment analysis studies in different fields. In this study, sentiment analysis was conducted on tweets about distance education during the covid-19 process. As the data set, the data set provided with open access over the Kaggle data sharing platform was used. 999 records randomly retrieved from this dataset were manually labeled as positive or negative. A sentiment analysis model was established on KNIME. This labeled data set was first prepared for analysis by preprocessing by using the appropriate nodes with KNIME, and then passed through the emotional analysis stages and a success calculation was made for the output. In the study, which was based on the dictionary-based approach, it was seen that the accuracy rate was 88.4%.



To cite this article: Özyurt, Ö., & Kısa, N. (2021). Covid-19 salgını sürecinde uzaktan eğitime ilişkin tweetlerin duygusal analizi. *Journal of Computer and Education Research*, 9(18), 853-868. DOI: 10.18009/jcer.950790


COVID-19 Salgını Sürecinde Uzaktan Eğitime İlişkin Tweetlerin Duygusal Analizi

Makale Bilgisi

Geliş: 10 Haziran 2021

Kabul: 15 Ağustos 2021

Anahtar kelimeler: Duygu analizi, Covid-19 salgını, uzaktan eğitim

 10.18009/jcer.950790

Yayın Dili: Türkçe

Öz

Sosyal medya ortamları insanların duygu ve düşüncelerini ifade ettikleri popüler platformlar haline gelmiştir. Twitter bu platformların başında gelmektedir. Twitter günümüzde önemli bir veri kaynağına dönüşmüş ve farklı alanlarda duygu analizi çalışmalarında rol oynamıştır. Bu çalışmada covid-19 sürecinde uzaktan eğitime ilişkin atılan tweetler üzerinde duygu analizi çalışması yapılmıştır. Veri seti olarak Kaggle veri paylaşım platformu üzerinden açık erişimle sunulan veri seti kullanılmıştır. Bu veri setinden rastgele alınan 999 kayıt el yordamı ile pozitif veya negatif olarak etiketlenmiştir. KNIME üzerinde duygu analizi modeli kurulmuştur. Etiketlenen bu veri seti KNIME ile uygun düğümler kullanılarak önce ön işleme ile analize hazır hale getirilmiş, daha sonra duygusal analiz aşamalarından geçirilerek, çıktı için başarı hesaplaması yapılmıştır. Sözlük tabanlı yaklaşımın esas alındığı çalışmada %88.4 doğruluk oranına ulaşıldığı görülmüştür.

Summary

Sentiment Analysis of Tweets Relating to Distance Education during the Covid-19 Pandemic

Özcan ÖZYURT *¹  Nilgün KISA ² 

¹ Karadeniz Technical University, Of Technology Faculty, Software Engineering, Trabzon, Turkey, oozyurt@ktu.edu.tr

² Karadeniz Technical University, Of Technology Faculty, Software Engineering, Trabzon, Turkey, 305407@ogr.ktu.edu.tr

Corresponding Author: oozyurt@ktu.edu.tr

Introduction

The development of internet technologies brings new opportunities for people every day. It is possible to talk about many applications that come into our lives with these technologies. One of these applications is the platforms known as social networking or social media. People spend some of their time on these platforms (Buzzi, Buzzi, & Leporini, 2011). These platforms have become environments where people share their feelings and thoughts on different subjects (Ayan, Kuyumcu, & Ceylan, 2019; Onan, 2017). Twitter is one of the most popular social media platforms (Albayrak, Topal, & Altıntaş, 2017). Social media has become an important source of information when people share their personal opinions, comments and interests on a subject (Özyurt & Akçayol, 2018). The tweets of individuals have an important function for both researchers, practitioners and institutions. As a matter of fact, this tweet contains a lot of information in its content and has significant potential for different fields. With the information obtained from tweets, analyzes can be made about both economic and social events, and people's feelings, thoughts and tendencies about a phenomenon can be determined (Ayan, et al., 2019). In this context, many studies have been carried out in various fields with the data obtained from Twitter (Akın & Şimşek, 2018; Aramaki, Maskawa, & Morita, 2011; Bollen, Mao, & Zeng, 2011, Joshi, Das, Gimpel, & Smith, 2010; Mahmud, Nichols, & Drews, 2014; Onan, 2017; Sahayak, Shete, & Pathan, 2015; Szomszor, Kostkova, & De Quincey, 2010).

On February 11, 2020, the World Health Organization (WHO) announced a coronavirus pandemic, first identified in Wuhan, China: coronavirus disease 2019 (Covid-19). This pandemic has had significant effects and reflections on the field of education as well as in almost every field (Greenhow, Lewin, & Staudt Willet, 2020; Paudel, 2021). COVID-19 has caused the rapid transformation of face-to-face courses, which form the basis of the

education system, into distance and online courses, and thanks to technology, educational institutions in all countries around the world have started to develop and implement alternative distribution channels to move classrooms to distance education (Paduel, 2021). Although there are various studies conducted in different fields to make inferences from messages on Twitter through sentiment analysis during the Covid-19 process (Boon-Itt & Skunkan, 2020; Garcia & Berton, 2021; Nemes & Kiss, 2021; Sarıman & Mutaf, 2020; Xue, et al., 2020), no study was found on education and online education that experienced a significant change. In this context, in this study, it is aimed to make sentiment analysis from the posts on Twitter about online learning during the Covid-19 process. In this study, in which dictionary-based approach was used, a model was developed for the sentiment analysis of tweets related to distance education and it was seen that the model reached 88.4% accuracy.

Method

In this study, a model for sentiment analysis was developed and the accuracy of the model was tested by using a dictionary-based approach on tweets about distance education during the Covid-19 process. Dictionary-based sentiment analysis approaches are based on sentiment extraction from texts according to pre-prepared sentiment dictionaries (Akın & Şimşek, 2018). In the model output created by KNIME (Konstanz Information Miner), the polarities of the tweets taken as input were determined and the tweets were labeled as positive (positive) or negative (negative). KNIME is a platform used in open source data mining, machine learning, and data analysis and reporting (Berthold et al., 2009). The model was created based on the "Dictionary-based approach for sentiment analysis" workflow on KNIME (Maas et al., 2014). Using the created model, the sentiment analysis process was followed and analyzed.

Results

In this study, a dictionary-based sentiment analysis model was designed and tested for accuracy using tweets posted during the Covid-19 process. The success of the developed model was calculated by passing the data received in Excel format through the preprocessing stages and conducting sentiment analysis studies. In this study, a sentiment analysis model with a high accuracy rate was developed. According to the analysis results, 857 of the actually positive tweets were correctly classified as positive by the model, while 92

of them were marked as negative. Similarly, 19 tweets that were actually negative were correctly classified as negative by the model, while 23 were marked as positive. Similarly, while the accuracy rate of the model was 0.884, the F1 score value was calculated as 0.248 for negative classification and 0.937 for positive classification. According to these values, the overall accuracy of the model was 88.4%, which is considered quite well.

Discussion, Conclusion and Recommendations

In this study, a dictionary-based sentiment analysis was conducted on tweets about distance education during the Covid-19 process. A sentiment analysis model was developed on the KNIME platform on the data set taken from the Kaggle platform and the success of the model was tested. 999 tweets selected randomly over the data set were first made ready for analysis by passing through the preprocessing stages. At the end of the preprocessing stages, sentiment analysis was conducted with a total of 991 tweets. This data set was labeled as positive and negative (positively and negatively) manually, and after the sentiment analysis with these data, the success of the model was calculated by comparing the labels of the data. The overall accuracy of the model was 0.884, which is considered high, but the sensitivity for negative results was calculated close to the mean. Finally, with this study, a sentiment analysis model with a high accuracy rate was developed and it was seen that the rate of positive emotions ($(TP+FN)/\text{Total Tweets}$) regarding distance education was 95.8%. Although it is not possible to make a direct comparison with the studies in the literature due to the different data sets and the use of different methods in sentiment analysis studies, it can be said that it is at the top when compared with the accuracy rate and F1 score.

The study is limited to tweets pulled from the kaggle platform, and in future studies, a data set can be created by directly extracting data from Twitter using more specific keywords. In addition, the dictionary-based method has been determined as a basis in the study, and different machine learning methods can be used in future studies. In this way, comparative studies can be carried out both for the two methods and with the results of different machine learning methods.

Giriş

İnternet teknolojilerinin gelişmesi her geçen gün insanlar için yeni olanakları beraberinde getirmektedir. Bu teknolojiler ile hayatımıza giren birçok uygulamadan söz etmek mümkündür. Bu uygulamalardan birisi de sosyal ağ veya sosyal medya olarak bilinen platformlardır. İnsanlar vakitlerinin bir bölümünü bu platformlarda geçirmektedir (Buzzi, Buzzi, & Leporini, 2011). Bu platformlar insanların farklı konularda duygu ve düşüncelerini paylaştıkları ortamlar haline gelmiştir (Ayan, Kuyumcu, & Ceylan, 2019; Onan, 2017). En popüler sosyal medya platformlarının başında Twitter gelmektedir (Albayrak, Topal, & Altıntaş, 2017). Twitter, bireylerin etkin bir biçimde ve karşılıklı etkileşim esasına dayalı iletişim kurabildikleri ve bilgi paylaştıkları bir platformdur (Altunay, 2010). İnsanların bir konu hakkındaki kişisel fikirlerini, yorumlarını ve ilgi alanlarını paylaşması sosyal medyayı önemli bir bilgi kaynağı haline getirmiştir (Özyurt & Akçayol, 2018). Bireylerin atmış oldukları tweetler, gerek araştırmacılar gerekse uygulayıcılar ve kurumlar için önemli işleve sahiptir. Nitekim bu tweet bilgileri içerisinde birçok bilgi barındırmakta ve farklı alanlara yönelik önemli potansiyel taşımaktadır. Tweetlerden elde edilen bilgilerle gerek ekonomik gerekse toplumsal olaylara ilişkin analizler yapılabilen ve bir olgu hakkında insanların duygu, düşünce ve eğilimleri belirlenebilmektedir (Ayan, vd., 2019). Bu doğrultuda, Twitter üzerinden elde edilen veriler ile çeşitli alanlarda çok sayıda çalışma yürütülmüştür (Akın & Şimşek, 2018; Aramaki, Maskawa, & Morita, 2011; Bollen, Mao, & Zeng, 2011, Joshi, Das, Gimpel, & Smith, 2010; Mahmud, Nichols, & Drews, 2014; Onan, 2017; Sahayak, Shete, & Pathan, 2015; Szomszor, Kostkova, & De Quincey, 2010). Bu çalışmalar sağlıktan turizme, e-ticaretten eğlence sektörüne, finanstan günlük olaylara kadar çeşitli alanlarda atılan tweetlerden anlamlı sonuçlar çıkarma, kestirim ve görüşlerin sınıflandırılması temeline dayanmaktadır. Twitter üzerinde paylaşılan tweetler üzerinden insanların duygu ve düşüncelerini belirlemek için duygu analizi yapılması da bu çalışmaların önemli bir kısmını oluşturmaktadır. Duygu analizi genel olarak doğal dil işleme, istatistik, veri madenciliği gibi alanların yöntemleri kullanılarak bireylerin paylaştıkları metinler içerisindeki görüşlerinin belirlenmesi olarak tanımlanabilir (Onan, 2017). Duygu analizi çalışmalarındaki temel vurgu, metni yazan bireyin ilgili konu ya da olgu hakkındaki görüşünün olumlu, olumsuz veya nötr olarak belirlenmesidir. Son yıllarda makine öğrenmesi ve veri analizi algoritmalarının gelişmesi, farklı alanlarda kendileri uygulama sahası bulması ile sonuçlanmıştır. Literatürde Twitter üzerindeki paylaşımlardan duygu analizi yapılmasına

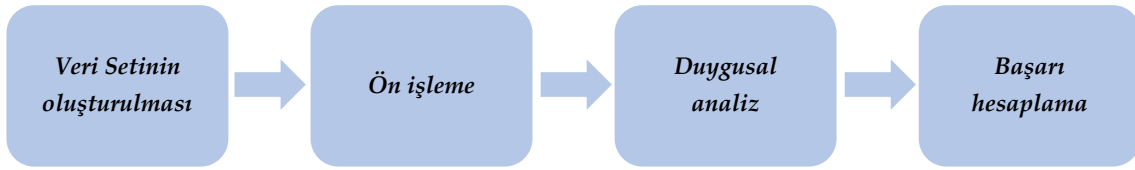
yönelik çok sayıda çalışmadan söz etmek mümkündür (Akın & Şimşek, 2018; Ayan vd., 2019; Meral & Diri, 2014).

11 Şubat 2020'de Dünya Sağlık Örgütü (WHO), ilk olarak Çin'in Wuhan kentinde tanımlanan bir koronavirüs salgını duyurdu: koronavirüs hastalığı 2019 (Covid-19). Bu salgının hemen her alana olduğu gibi eğitim alanına da önemli etkileri ve yansımaları olmuştur (Greenhow, Lewin, & Staudt Willet, 2020; Paudel, 2021). COVID-19, eğitim sisteminin temelini oluşturan yüz yüze derslerin hızlı bir biçimde uzaktan ve çevrimiçi derslere dönüşümüne neden olmuştur (Rizun & Strzelecki, 2020). Bu doğrultuda bilgilendirme teknolojileri de kullanılarak dünya çapında tüm ülkelerdeki eğitim kurumları, sınıfları uzaktan eğitime taşımak için alternatif dağıtım kanalları geliştirmeye ve hayata geçirmeye başlamışlardır (Paduel, 2021). Covid-19 sürecinde twitter üzerindeki mesajlardan duygusal analiz yolu ile çıkarım yapmaya yönelik farklı alanlarda yapılmış çeşitli çalışmalar mevcut olmakla birlikte (Boon-Itt & Skunkan, 2020; Garcia & Berton, 2021; Nemes & Kiss, 2021; Sarıman & Mutaf, 2020; Xue, vd., 2020), önemli bir değişim yaşayan eğitim ve çevrimiçi eğitim ile ilgili bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu bağlamda bu çalışmada Covid-19 sürecinde çevrimiçi öğrenmeye ilişkin Twitter üzerindeki paylaşımlardan duygusal analiz yapılması amaçlanmıştır. Sözlük tabanlı yaklaşımın kullanıldığı bu çalışma ile uzaktan eğitim ile ilgili atılmış tweetlerin duygusal analizi için bir model geliştirilmiş ve modelin %88.4 doğruluk oranına ulaştığı görülmüştür.

Yöntem

Bu çalışmada Covid-19 sürecinde uzaktan eğitime ilişkin atılan tweetler üzerinden sözlük tabanlı yaklaşım kullanılarak duygu analizi yapılmasına yönelik bir model geliştirilmiş ve modelin doğruluğu test edilmiştir. Sözlük tabanlı duygu analizi yaklaşımları, önceden hazırlanmış duygu sözlüklerine göre metinlerden duygu çıkarımı esasına dayanmaktadır (Akın & Şimşek, 2018). KNIME aracılığı ile oluşturulan model çıktısında girdi olarak alınan tweetlerin kutupları belirlenmiş ve tweetler pozitif (olumlu) veya negatif (olumsuz) olarak etiketlenmiştir. KNIME (Konstanz Information Miner), açık kaynak kodlu veri madenciliği, makine öğrenmesi, veri analizi, raporlama gibi işlemlerde kullanılan bir platformdur (Berthold vd., 2009). Model KNIME üzerindeki "Duygu analizi için sözlük tabanlı yaklaşım" iş akışı temel alınarak oluşturulmuştur (Maas vd., 2014). Oluşturulan

model kullanılarak duygu analizi süreci takip edilmiş ve analiz yapılmıştır. Duygu analizi sürecinin işlem basamakları şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1. Duygu analizi işlem aşamaları

Veri Seti

Çalışmada kullanılan veri seti Kaggle platformu üzerinden alınmıştır. 2010 yılında hayatına başlayan Kaggle, veri bilimi alanında çalışma yapanlar için veri setleri sunan ve veri bilimi alanında yarışmaların düzenlendiği bir platformdur (Hoque, Coelho, & Mueller, 2019). Veri setini Twitter’den 2020-07-23 23:51:34 - 2020-08-14 05:43:52 tarih ve saatleri arasında çekilen 202.645 tweet oluşturmaktadır. Verinin kaggle üzerinde belirtildiği gibi, Twitter API aracılığı ile Twitter üzerinden aşağıdaki anahtar kelimeler kullanılarak çekilmiştir:

#distancelearning, #onlineschool, #onlineteaching, #virtualllearning, #onlineducation, #distanceeducation, #OnlineClasses, #DigitalLearning, #elearning, #onlinelearning, “distance learning”, “online teaching”, “online education”, “online course”, “online semester”, “distance course”, “distance education”, “online class”, “e-learning”, “e learning”.

Veri setinden rastgele alınan 999 kayıt el yordamı ile pozitif veya negatif olarak etiketlenmiş ve .xlsx formatında saklanmıştır.

Önişleme Aşaması

Mevcut veri yığınınından anlamlı veri çıkarımı yapmak için verinin belirli işlemlerden geçirilip temizlenmesine ön işleme denmektedir (Peker, 2017). Veri, önişleme adımlarından geçirilmezse verinin analize uygun olmaması sebebi ile başarısız sonuçlar elde edilebilmektedir. Diğer bir ifadeyle metinler içerisinde yer alan bağlaçlar, noktalama işaretleri ve özel karakter gibi analiz sürecinde bir anlam taşımayan bileşenlerin temizlenmesi gerekmektedir (Onan, 2017). Çalışmada takip edilen temel ön işleme adımları şunlardır:

Satır filtreleme: Bu aşamada boş içeriklerin (satırların) temizlenmesi işlemi yapılmıştır. 999 kayıttan oluşan tweet verileri "Excel Reader" düğümü KNIME akışa eklenmiştir.

Tekrar eden satırların filtrelenmesi: Bu aşamada tekrar eden kayıtların çıktığı olumsuz etkilememesi için tekrarlı kayıtların temizlenmesi işlemi yapılmıştır. KNIME üzerinde "Yinelenen Satır Filtresi Düğümü" kullanılmış ve tekrar eden kayıtlar ortadan kaldırılmıştır.

Sayı filtreleme: Bu aşamada işlem operatörleri ile sayıların filtrelenmesi işlemi yapılmıştır.

Verilerin aynı formata dönüşümü: Bu aşamada tüm metnin ortak bir standarda getirilmesi için küçük harfe dönüştürülmesi işlemi yapılmıştır. KNIME üzerinde "Durum Dönüştürücü" düğümü kullanarak işlenecek tüm veri küçük harflere dönüştürülmüştür.

Etkisiz kelimeleri (Stop words) filtreleme: Etkisiz kelimeler; soru kelimeleri, bağlaçlar gibi metnin anlamına etki etmeyen, herhangi bir duygu ifade etmeyen kelimelerdir. Bu aşamada veri setindeki metinlerin bu anlamsız kelimelerden temizlenmesi işlemi yerine getirilmiştir. Bu işlem için KNIME üzerindeki "Etkisiz Kelime Filtresi" düğümü kullanılmıştır.

Noktalama işaretlerinin silinmesi: Bu aşama metnin noktalama işaretlerinden temizlenmesi aşamasıdır. Bu işlem için "Noktalama Silme" düğümü kullanılmış ve veriler noktalama işaretlerinden arındırılmıştır.

Üç karakterden az metinlerin filtrelenmesi: Bu aşama ön işleme aşamalarının sonuncusu olup kısa metinlerin duygu analizi sürecinde bir duygu veya anlam ifade etmemesi sebebiyle silinmesi aşamasıdır. Bunun için "N karakter Filtresi" düğümü kullanılarak 3 karakterden fazla metin içeren tweetlerin elenmesi işlemi yapılmıştır. Bu işlem duygusal analiz aşamasında daha anlamlı bir çıktı elde edilmesini sağlamakla birlikte işleme hız kazandırmaktadır.

Duygusal Analiz

Ön işleme adımlarından sonra baştaki 999 adet veriden çoklanan satırlar ile 3 karakterden az veriler temizlendikten sonra 991 adet tweet kalmış ve duygusal analiz 991 tweet üzerinden yapılmıştır. Ön işleme aşamalarının tamamlanmasının ardından analiz aşamasına geçilmiştir. Bunun için "Sözlük Etiketleyici" düğümleri kullanılmıştır. Bu düğümlerin iki girişi bulunmaktadır. Bir girişte veri setindeki sözcükler girilirken diğer girişte pozitif kelime özlüğünde eşleşen terimler etiketlenmiştir. İkinci girişte aynı zamanda KNIME'in örnek projelerinden alınan MPQA-OpinionCorpus-PositiveList.csv dosyası okunmuştur. İkinci düğümünde ise negatif kelimeler için MPQA-OpinionCorpus-

NegativeList.csv kullanılarak aynı işlem tekrar edilmiştir. Bu işlem sonucunda etiketli dokümanları içeren bir çıktı tablosu elde edilmiştir. Ardından “Kelime Çantası” düğümü kullanılarak girdi olarak verilen metindeki kelimeler ayrıştırılmıştır. Ardından “Terim Frekansı (TF)” düğümü kullanılarak girdi olarak verilen dokümanda her terimin hangi frekansta geçtiği hesaplanmıştır. Bu hesaplama terimin belgede geçme sayısının belgedeki toplam terim sayısına bölümünü içermektedir.

Bir sonraki aşamada “Metne Etiketler” düğümü eklenmiş, “tag types: Sentiment” seçilerek ayrıştırılmış terimlerin pozitif ve negatif olarak “Sentiment” kolonunda etiketlerinin gösterilmesi sağlanmıştır. Belirtilen bir etiket değerine sahip değilse ‘MissingCell’ olarak gösterilecek şekilde ayarlanmıştır. Ardından “Döndürme” düğümü yardımıyla “Sentiment” kolonundaki değerler sütunlara dönüştürülmüştür. Bu şekilde her bir doküman hücresinde kaç adet negatif kaç adet pozitif sözcük bulunduğu saptanmıştır. Ardından doküman kolonuna göre gruplama yapılmış ve her bir dokümanın toplam kelime sayısı bulunmuştur. Bu işlemler sonucunda doküman kolonuna göre döndürme toplamları çıktısında toplam negatif ve pozitif kelime sayısı elde edilmiştir.

Pozitif ve negatif kelime sayıları ve frekansları toplamı ile daha sonra duyarlılık puanı hesaplanacağı için pozitif ve negatif kolonlarda eksik değerler temizlenmelidir. “Eksik Değer” düğümü eklenip boş değer gösteren hücrelerin değerleri 0 (sıfır) olarak değiştirilmiştir. Terimlerin frekansları hesaplandıktan sonra “Gruplama” düğümü kullanılarak her doküman için bir belgedeki toplam kelime sayısı belirlenerek bu düğümün çıktısı ile “Eksik Değer” düğümünün çıktısı, “Bağlayıcı” düğümü ile veri tabanında tablo birleştirir gibi iki düğümün çıktısı birleştirilmiştir. Bu işlemin amacı, pozitif ve negatif olarak etiketlenmiş terim sayısı ile bir dokümandaki terim sayısını aynı tabloda birleştirmektir. Arkasından “Matematik Formülleri” düğümü kullanılarak her kayıt için duyarlılık puanı hesaplanmıştır. Ardından “Grupla” düğümü yardımıyla duygu puanının ortalaması ve standart sapması hesaplanmış ve “Kural Motoru” düğümü sayesinde hesaplanan duyarlılık puanının ortalama puandan küçük ya da büyük olmasına göre verinin negatif (olumsuz) veya pozitif (olumlu) olduğuna karar verilmiştir. Son aşamaya ilişkin ekran görüntüsü Şekil 2’de verilmiştir. Şekil 2’de koyu renk ile negatifler işaretlenmişken, açık renk ile pozitifler işaretlenmiştir. Ön işleme işlemleri sonucunda analize tabi tutulan toplam tweet sayısı 991 olarak kalmış ve bu veriler ile analiz yapılmıştır.

Row ID	Document	Positive...	Negativ...	all Words	Sentim...	Sentim...
Row12_Row766	"neg"	5	2	18	0.167	NEG
Row13_Row113	"neg"	5	0	21	0.238	POS
Row14_Row97	"neg"	5	3	25	0.08	NEG
Row15_Row320	"neg"	4	0	21	0.19	POS
Row16_Row443	"neg"	2	1	15	0.067	NEG
Row17_Row964	"neg"	3	0	16	0.188	POS
Row18_Row904	"neg"	3	2	18	0.056	NEG
Row19_Row472	"neg"	3	1	12	0.167	NEG
Row20_Row646	"neg"	2	1	18	0.056	NEG
Row21_Row185	"neg"	5	0	19	0.263	POS
Row22_Row394	"neg"	2	1	22	0.045	NEG
Row23_Row199	"neg"	4	1	24	0.125	NEG
Row24_Row502	"neg"	4	1	24	0.125	NEG
Row25_Row1	"neg"	4	1	24	0.125	NEG
Row26_Row749	"neg"	2	0	16	0.125	POS

Şekil 2. "Renk Yönetimi" düğümü çıktısı

Değerlendirme Metrikleri

Duygu analizi çalışmalarının deneysel çalışma kategorisinde değerlendirilmesinden dolayı deneyin kapsamının ve doğruluğunun ölçülmesi bir gerekliliktir (Uçan, 2014). Karışıklık matrisi, belirli bir veri kümesine ilişkin sınıflandırma modelinin performansını değerlendirmek için modelin ortaya koymuş olduğu doğru ve yanlış tahminlerin sayısını bildiren bir tablodur (Caelen, 2017). Bu tablodaki değerler, ikili bir sınıflandırma için iki durumu (Pozitif ve Negatif; P ve N) ele alır. Bu doğrultuda, model gerçek pozitif sınıfı doğru tahmin etmiş ise gerçek pozitif (GP); gerçek negatif sınıfı doğru tahmin etmiş ise gerçek negatif (GN); gerçek negatif sınıfı pozitif tahmin etmiş ise yanlış pozitif (YP) ve gerçek pozitif sınıfı negatif olarak tahmin etmiş ise yanlış negatif (YN) olarak tanımlanmaktadır. Makine öğrenmesi ve duygu analizi türü sınıflandırma performanslarının ölçümü ve karşılaştırması için duyarlılık (hassasiyet), doğruluk, özgüllük, kesinlik ve F1 skoru gibi karışıklık matrisi tabanlı ölçütler kullanılabilir (Flach, 2019). Değerlendirme metriklerinin hesaplama formülleri aşağıdaki gibidir (Caelen, 2017; Uçan, 2014):

$$\text{Duyarlılık} = \text{Gerçek pozitif oranı} = GP / (GP + YN)$$

$$\text{Özgüllük} = \text{Gerçek negatif oranı} = GN / (GN + YP)$$

$$\text{Doğruluk} = (GP + GN) / (GP + GN + YP + YN)$$

$$\text{Kesinlik} = GP / (GP + YP)$$

$$\text{F1 skoru} = 2 * (\text{Kesinlik} * \text{Duyarlılık}) / (\text{Kesinlik} + \text{Duyarlılık})$$

Bulgular

Bu çalışmada, Covid-19 sürecinde atılan tweetler kullanılarak sözlük tabanlı bir duygu analizi modeli tasarlanmış ve doğruluğu test edilmiştir. Excel formatında alınan veriler ön işleme aşamalarından geçirilip duygusal analiz çalışmaları yapılarak geliştirilen modelin başarısı hesaplanmıştır. Bu çalışmada birlikte doğruluk oranı yüksek olan duygusal analiz modeli geliştirilmiştir. Tablo 1’de geliştirilen modelin duygu analizi sonucu ürettiği karışıklık matrisi verilmiştir.

Tablo 1. Karışıklık matrisi

		Tahmin	
		Negatif	Pozitif
Gerçek	Negatif	19	23
	Pozitif	92	857

Tablo 1’e göre gerçekte pozitif olan tweetlerden 857 tanesi model tarafından doğru biçimde pozitif olarak sınıflandırılmışken 92 tanesi ise negatif olarak işaretlenmiştir. Benzer şekilde gerçekte negatif olan tweetlerden 19 tanesi model tarafından doğru biçimde negatif olarak sınıflandırılmışken 23 tanesi pozitif olarak işaretlenmiştir. Tablo 2’de ise yapılan analize ilişkin duyarlılık, özgüllük, kesinlik ve F1 puanı değerlendirme metrikleri için elde edilen değerler verilmiştir.

Tablo 2. Model başarı çıktısı

Etiket Değeri	Duyarlılık	Özgüllük	Kesinlik	F1 Skoru	Doğruluk
Negatif		0.452	0.171	0.248	
Pozitif	0.903		0.974	0.937	
					0.884

Tablo 2’de görüldüğü gibi modelin elde etmiş olduğu doğruluk oranı 0.884 iken F1 skoru değeri de negatif sınıflama için 0.248 iken pozitif sınıflama için 0.937 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlere göre, modelin genel doğruluk oranı %88.4 olarak elde edilmiştir. Tablo 3’de analize tabi tutulan 991 tweet ile ilgili genel bilgiler verilmiştir.

Tablo 3. Analize tabi tutulan tweetlere ilişkin özet bilgiler

Bilgiler	Değerler
Tweet Sayısı	991
Pozitif tweet sayısı	949
Negatif tweet sayısı	42
Model tarafından atanan gerçek pozitif sayısı	857
Model tarafından atanan yanlış pozitif sayısı	23
Model tarafından atanan gerçek negatif sayısı	19
Model tarafından atanan yanlış negatif sayısı	92
Toplam pozitif tweet oranı	%95.8
Toplam negatif tweet oranı	%4.2
Gerçek pozitif oranı (duyarlık, geri çağırma)	%90.3
Pozitif tahmin değeri (kesinlik)	%97.4
Yanlış pozitif oranı	%54.8
Modelin doğruluk oranı	%88.4

Tablo 3’de görüldüğü gibi, veri setinden rasgele seçilen Tweetlerin 949 tanesi pozitif olup toplam pozitif oranı %95.8 gibi yüksek bir değerdir. Bununla birlikte modelin çıktısı olan gerçek pozitif oranı ise %90.3 olarak elde edilmiştir. Bununla birlikte modelin genel doğruluk oranı ise %88.4 olarak elde edilmiştir. Tablo 4’ de ise analize tabi tutulan tweetlerden rasgele seçilerek başlangıçtaki etiketleri, analiz sonrasındaki etiketleri ile duygusal skorları ve model tarafından sınıflandırılmalarına ilişkin örnekler verilmiştir.

Tablo 4. Tweetlerin analiz öncesi ve sonrasında sahip oldukları etiket değerleri ve model tarafından sınıflandırılmalarına ait örnekler

Tweet	Pozitif kelime sayısı	Negatif kelime sayısı	Duygu puanı	Analiz öncesi etiketi	Model tarafından atanan etiket	Model tarafından atanan sınıf
The fastest and most economical way to address the skills shortage is to put technology to work to skill more people faster, starting with digital skills themselves.	11	1	0.455	Pozitif	Pozitif	Gerçek Pozitif
The decade is going through a revolution in education. Online is the next big thing	7	0	0.304	Pozitif	Pozitif	Gerçek Pozitif
As new learning models r disrupting D status quo of traditional learning bt 1of D fearful fallout of this could D increasing amount of time children spend in front of screens be detrimental 4 their growth	5	3	0.08	Negatif	Negatif	Gerçek Negatif
Eight common but false objections to the discontinuation of significance testing in the analysis of research data. Schmidt & Hunter https://t.co/rH4FTf9uaj #digitallarning #research #test	2	2	0	Negatif	Negatif	Gerçek Negatif

#methodology #science #ciencia #education #pedagogy #testing #analysis #data #BigData #TIC https://t.co/9FUVvO9Pmt "I was just thinking to myself, geez, I could really use one more app to bog down my phone." Said no parent ever.	2	0	0.222	Negatif	Pozitif	Yanlış Pozitif
And yet, here we are! #DigitalLearning #DistanceLearning #Learning Tech is no longer a hype. It is a hyperway to business success, sustenance and growth. Don't take our word for it. See for yourself.	4	0	0.19	Pozitif	Negatif	Yanlış Pozitif
Sign up for our AI LMS trusted by 1M+ users: https://t.co/kTmSAP6aH						
#learntech #AI #LMS #digitallearning #SHRMEdge20 For those of you who have come across trauma in your client's experience join our in-depth session tomorrow: "Applying a Psychological Lens to your Coaching & Supervision Practice" with @SileWalsh1 & Anne Calleja: https://t.co/vdwrlpLy6c #digitallearning #coachingcpd #coaching https://t.co/wlbnMOHze	3	1	0.077	Negatif	Pozitif	Yanlış Negatif
Trying to keep any storm anxiety at bay by working on school stuff. ✓☐Google Meet Expectations are now complete! @palmspringsms #DigitalLearning https://t.co/nQXnEpApGm	1	3	-0.133	Negatif	Pozitif	Yanlış Negatif

Tartışma, Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada Covid-19 sürecinde uzaktan eğitim ile ilgili atılan tweetler üzerinde sözlük tabanlı bir duygu analizi yapılmıştır. Kaggle platformundan alınan veri seti üzerinde KNIME platformu üzerinde bir duygu analizi modeli geliştirilmiş ve modelin başarısı test edilmiştir. Veri seti üzerinden rasgele olarak seçilen 999 tweet, ilk olarak ön işleme aşamalarından geçirilerek analize hazır hale getirilmiştir. Ön işleme aşamaları sonunda toplam 991 tweet ile duygu analizi çalışması yürütülmüştür. Bu veri seti, el yordamı ile pozitif ve negatif (olumlu ve olumsuz olarak) etiketlenmiş, ardından bu veriler ile yapılan duygusal analiz sonrasında verinin sahip olduğu etiketler karşılaştırılarak modelin başarısı hesaplanmıştır. Modelin genel doğruluk oranı 0.884 olarak elde edilmiş olup yüksek olarak kabul edilmekle birlikte negatif sonuçlar için duyarlılık ortalamaya yakın olarak hesaplanmıştır. Nihai olarak bu çalışmayla doğruluk oranı yüksek olan bir duygusal analiz modeli geliştirilmiş ve uzaktan eğitime ilişkin duyguların içerisindeki olumluların oranının

((TP+FN)/Toplam Tweet) %95.8 olduğu görülmüştür. Duygu analizi çalışmalarında gerek veri setlerinin farklı olması gerekse farklı yöntemlerin kullanılması sebebiyle literatürdeki çalışmalarla doğrudan karşılaştırma yapmak mümkün olmamakla birlikte, doğruluk oranı ve F1 skoru puanına göre kıyaslandığında üst sıralarda olduğu söylenebilir.

Çalışma kaggle platformundan çekilen tweetler ile sınırlı olup gelecek çalışmalarda daha özel anahtar kelimeleri kullanılarak Twitter üzerinden doğrudan veri çekilerek veri seti oluşturulabilir. Ayrıca çalışmada temel olarak sözlük tabanlı yöntem belirlenmiş olup gelecek çalışmalarda farklı makine öğrenmeleri yöntemleri de işe koşulabilir. Bu şekilde gerek iki yöntem için gerekse farklı makine öğrenmesi yöntemlerinin sonuçları ile karşılaştırmalı çalışmalar yürütülebilir. Bunun yanında, bu veri seti İngilizce anahtar kelimeler kullanılarak elde edilmiştir. Gelecek çalışmalarda, ülkemizden atılan tweetler, hem bu anahtar kelimeler hem de Türkçe anahtar kelimeler kullanılarak çekilebilir. Bu tweetlerin analizi ile ülkemizdeki mevcut duruma yönelik çalışmalar yürütülebilir.

Etik Beyanı

Bu çalışmada kullanılan veriler için etik kurul izni gerektirmemektedir.

Yazar Katkı Beyanı

Özcan ÖZYURT: *Alanyazın taraması, kavramsallaştırma, metodoloji, verilen yorumlanması, denetim, inceleme-yazma ve düzenleme.*

Nilgün KISA: *Alanyazın taraması, metodoloji, verilerin toplanması, işlenmesi, analizi, yorumlanması, denetim, inceleme-yazma ve düzenleme.*

Kaynaklar

- Akın, B., & Şimşek, U.T.G. (2018). 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.
- Albayrak, M., Topal, K., & Altıntaş, V. (2017). Sosyal medya üzerinde veri analizi: Twitter. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22 (Kayfor 15 Özel Sayısı), 1991-1998.
- Altunay, M.C. (2010). Gündelik yaşam ve sosyal paylaşım ağları: Twitter ya da "pıt pıt net". *Galatasaray Üniversitesi İletişim Dergisi*, 12, 31-56.
- Aramaki, E., Maskawa, S., & Morita, M. (2011, July). Twitter catches the flu: detecting influenza epidemics using Twitter. In *Proceedings of the 2011 Conference on empirical methods in natural language processing* (pp. 1568-1576).

- Ayan, B., Kuyumcu, B., Ceylan, B. (2019). Twitter üzerindeki islamofobik twitlerin duygusal analizi ile tespiti. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 7(2), 495-502. DOI: 10.29109/gujsc.561806
- Berthold, M. R., Cebron, N., Dill, F., Gabriel, T. R., Kötter, T., Meinl, T., ... & Wiswedel, B. (2009). KNIME-the Konstanz information miner: version 2.0 and beyond. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 11(1), 26-31.
- Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8.
- Boon-Itt, S., & Skunkan, Y. (2020). Public perception of the COVID-19 pandemic on Twitter: sentiment analysis and topic modeling study. *JMIR Public Health and Surveillance*, 6(4), e21978.
- Buzzi, M. C., Buzzi, M., & Leporini, B. (2011). Web 2.0: Twitter and the blind. In *Proceedings of the 9th ACM SIGCHI Italian Chapter International Conference on Computer-Human Interaction: Facing Complexity* (pp. 151-156), ACM. (2011, September).
- Caelen, O. (2017). A Bayesian interpretation of the confusion matrix. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 81(3), 429-450.
- Flach, P. (2019). Performance evaluation in machine learning: The good, the bad, the ugly, and the way forward. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* (Vol. 33, No. 01, pp. 9808-9814).
- Garcia, K., & Berton, L. (2021). Topic detection and sentiment analysis in Twitter content related to COVID-19 from Brazil and the USA. *Applied Soft Computing*, 101, 107057.
- Greenhow, C., Lewin, C., & Staudt Willet, K. B. (2020). The educational response to Covid-19 across two countries: a critical examination of initial digital pedagogy adoption. *Technology, Pedagogy and Education*, 1-19.
- Hoque, M. N., Coelho, D., & Mueller, K (2019). *Examining the visualization practices of data scientists on Kaggle*, IEEE VIS 2019, 20-25 October, Vancouver, BC, Canada.
- İlhan, N., & Sağaltıcı, D. (2020) Twitter'da duygu analizi. *Harran Üniversitesi Mühendislik Dergisi*, 5(2), 146-156.
- Joshi, M., Das, D., Gimpel, K., & Smith, N. A. (2010, June). Movie reviews and revenues: An experiment in text regression. In *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics* (pp. 293-296).
- Maas, A., Daly, R. E., Pham, P. T., Huang, D., Ng, A. Y., & Potts, C. (2011). Learning word vectors for sentiment analysis. In *Proceedings of the 49th annual meeting of the association for computational linguistics: Human language technologies* (pp. 142-150).
- Mahmud, J., Nichols, J., & Drews, C. (2014). Home location identification of twitter users. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 5(3), 47.
- Meral, M., & Diri, B. (2014, Nisan) "Twitter üzerinde duygu analizi". *IEEE 22. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı*, Trabzon, Türkiye.
- Nemes, L., & Kiss, A. (2021). Social media sentiment analysis based on COVID-19. *Journal of Information and Telecommunication*, 5(1), 1-15.

- Onan, A. (2017). Twitter mesajları üzerinde makine öğrenmesi yöntemlerine dayalı duygu analizi. *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, 3(2), 1-14.
- Özyurt, B., & Akçayol, M. A. (2018). Fikir madenciliği ve duygu analizi, yaklaşımlar, yöntemler üzerine bir araştırma. *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 6(4), 668-693.
- Paudel, P. (2021). Online education: Benefits, challenges and strategies during and after COVID-19 in higher education. *International Journal on Studies in Education*, 3(2), 70-85.
- Peker, M. (2017). Yeni bir veri önışleme metodu: k-harmonik kümeleme tabanlı öznelik ağırlıklandırma. *D.Ü. Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 8(4), 767-779.
- Rizun, M., & Strzelecki, A. (2020). Students' acceptance of the COVID-19 impact on shifting higher education to distance learning in Poland. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(18), 64-68.
- Sahayak, V., Shete, V., & Pathan, A. (2015). Sentiment analysis on twitter data. *International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering (IJIRAE)*, 2(1), 178-183.
- Sarıman, G., & Mutaf, E. (2020). COVID-19 sürecinde twitter mesajlarının duygu analizi. *Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences*, 7(10), 137-148.
- Szomszor, M., Kostkova, P., & De Quincey, E. (2010, December). # Swineflu: Twitter predicts swine flu outbreak in 2009. In *International conference on electronic healthcare* (pp. 18-26). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Toquero, C. M. (2021). Emergency remote education experiment amid COVID-19 pandemic. *International Journal of Educational Research and Innovation*, 15, 162-176.
- Uçan, A. (2014). *Otomatik duygu sözlüğü çevirimi ve duygu analizinde kullanımı*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- World Health Organization (WHO). (2020). *Weekly epidemiological update: Coronavirus disease 2019 (COVID-19)*. WHO. <https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/situation-reports>
- Xue, J., Chen, J., Chen, C., Zheng, C., Li, S., & Zhu, T. (2020). Public discourse and sentiment during the COVID 19 pandemic: Using Latent Dirichlet Allocation for topic modeling on Twitter. *PloS one*, 15(9), e0239441.