



T.C.

**BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI**

**COVID-19 PANDEMİSİNİN EKONOMİ VE EĞİTİM
ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ: TWITTER ÜZERİNDEN
TÜRKİYE ÖRNEĞİ**

(DOKTORA TEZİ)

Elçin TİMUR ÇAKMAK

BURSA - 2023



T.C.

**BURSA ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
İSTATİSTİK BİLİM DALI**

**COVID-19 PANDEMİSİNİN EKONOMİ VE EĞİTİM
ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ: TWITTER ÜZERİNDEN TÜRKİYE
ÖRNEĞİ**

(DOKTORA TEZİ)

Elçin TİMUR ÇAKMAK

Danışman:

Prof. Dr. Ayşe OĞUZLAR

BURSA 2023

ÖZET

Yazar Adı ve Soyadı	: Elçin TİMUR ÇAKMAK
Üniversite	: Bursa Uludağ Üniversitesi
Enstitü	: Sosyal Bilimler Enstitüsü
Anabilim Dalı	: Ekonometri
Bilim Dalı	: İstatistik
Tezin Niteliği	: Doktora Tezi
Sayfa Sayısı	: XXII + 139
Mezuniyet Tarihi	: 13/01/2023
Tez Danışmanı	: Prof. Dr. Ayşe OĞUZLAR

Covid-19 Pandemisinin Ekonomi ve Eğitim Üzerindeki Etkileri: Twitter Üzerinden Türkiye Örneği

COVID-19 pandemisi tüm dünyayı etkisi altına alan ve sosyal medyada büyük yankı uyandıran bir durum olmuştur. Bireyler COVID-19 hakkındaki düşüncelerini ve bu süreçte gerçekleşen olayları sosyal medya üzerinde takip etmeyi ve paylaşmayı tercih etmişlerdir. Son yıllarda kullanıcılar tarafından en popüler olarak değerlendirilen sosyal medya ortamının Twitter olduğu görülmektedir. Twitter üzerinden tweet atan kullanıcıların hangi duygularla fikirlerini beyan ettiklerini bulmak ilk bakışta pek mümkün değildir. Bu duyguların ortaya çıkarılması için Duygu Analizi yöntemi kullanılmaktadır. Literatürde sosyal medyada yer alan duyguların belirlenmesine yönelik çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Ancak bu çalışmaların Türkiye’de ekonomi, turizm, eğitim, vb. alanlar ya da COVID-19 üzerine tek taraflı yapılmış duygu analizi çalışmaları olduğu görülmüştür. Türkiye’de COVID-19’un ekonomi ve eğitim için duygu analizi yöntemi kullanılarak analiz edildiği kapsamlı herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır.

Çalışma kapsamında, dünyayı etkisi altına alan COVID-19 pandemisinin Türkiye’de ekonomi ve eğitim alanları üzerindeki etkisinin ulusal anlamda nasıl bir algı oluşturduğu ve pandemi dönemindeki ekonomi ve eğitim düzeylerinin pandemi öncesi döneme göre ne kadar değişiklik gösterdiğine dair sosyal medyada oluşturduğu etkinin ölçülmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla, Türkiye’deki ekonomi ve eğitim süreçleri pandemi öncesi dönem ve pandemi dönemi olmak üzere başlıca 2 dönem altında incelenmiştir. Pandemi öncesi dönem olarak Mart 2019 – Şubat 2020 ve pandemi dönemi olarak ise Mart 2020 – Mayıs 2022 dönemi analize dahil edilmiştir. Pandemi döneminde yaşanan vaka sayılarının en çok gözlemlendiği “pik dönemleri” ve vaka sayılarındaki düşüşe bağlı olarak gerçekleşen “normalleşme dönemleri” ise pandemi döneminin alt dönemleri olarak analiz kapsamına alınmıştır. Söz konusu dönemlere ait Türkiye’de yaşayan kullanıcıların attığı Twitter üzerinden paylaştığı Türkçe tweetler veri setini oluşturmaktadır.

Analiz kısmında söz konusu veriler; Twitter’den Twitter API arayüzü ve Python programlama dili kullanılarak çekilmiştir. Elde edilen tweetler ham veri olarak değerlendirilmiş, ön işleme aşamasından geçirilerek temizlendikten sonra geriye kalan tweetler Duygu Analizi aşamasına dahil edilmiştir. Duygu Analizi yapabilmek için veriler içerisinde yer alan kelimeler olumlu, nötr ve olumsuz olarak gruplara ayrılarak duygu skorları elde edilmiştir. Duygu Analizi aşamasının ardından makine öğrenmesi ile analiz doğrultusunda yapılan sınıflandırmaların doğruluğunu ölçmek için sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır. Bunun için veri setinin %70’i eğitim ve %30’u test olacak şekilde iki gruba ayrılmıştır. Kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları; Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART), Naïve Bayes (NB), k-En Yakın Komşuluk (KNN) ve Rastgele Orman (RF) algoritmalarıdır. Elde edilen

sonuçlara göre, model başarımlar ölçütleri olan kesinlik (P), doğruluk (A), duyarlılık (R) ve F-ölçütü (F) değerleri göz önüne alınarak kıyaslama yapılmıştır.

Çalışmada Duygu Analizi sonuçlarına göre, Türkiye’deki ekonomik algı pandemi öncesi dönemde -0,2107 ve pandemi sonrası dönemde -0,22978 olarak elde edilmiştir. Buna göre; pandemi öncesi dönemde halihazırda ekonomi için olumsuz bir algı olduğu ortadadır. Pandemi sonrasında ise durumu çok da etkilemeyecek düzeyde olumsuzluğun biraz daha arttığı görülmektedir; ancak az da olsa artan olumsuz algının pandemiden kaynaklandığını düşünmek pek de mümkün gözükmemektedir. Bu durumun ekonominin mevcut durumdaki temel problemlerinden kaynaklandığı açıktır. Eğitim açısından değerlendirme yapıldığında ise, pandemi öncesi dönemde duygu analizi sonucu -0,2688 olarak elde edilmiştir. Türkiye’deki eğitim düzeyine olan algının da pandemi öncesi dönemde düşük düzeyde olumsuz olduğu söylenebilir. Pandemi döneminde bu duygunun daha da negatifleşerek -0,5091 seviyesine çıktığı görülmüştür. Bu durum pandemi döneminde insanların eğitime karşı olan beklentilerinin karşılanmadığını, eğitim kalitesinin pandemi öncesi döneme göre daha da düştüğünü, bu nedenle olumsuz algının bu dönemde daha da arttığını ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Duygu Analizi, Makine Öğrenmesi, Covid-19, Pandemi, Ekonomi, Eğitim, Türkiye, Twitter

ABSTRACT

Name and Surname : Elçin TİMUR ÇAKMAK
University : Bursa Uludağ University
Institution : Social Science Institution
Field : Econometrics
Branch : Statistics
Degree awarded : PhD
Page Number : XXII + 139
Degree Date : 13/01/2023
Supervisor : Prof. Dr. Ayşe OĞUZLAR

The Effects of Covid-19 Pandemic on Economics and Education: The Case of Turkey via Twitter

The COVID-19 pandemic has been a situation that has affected the whole world and has had great repercussions on social media. Individuals preferred to follow and share their thoughts about COVID-19 and the events that took place in this process on social media. It is seen that Twitter is the most popular social media medium by users in recent years. At first glance, it is not possible to find out with what feelings the users tweeting on Twitter express their opinions. Sentiment Analysis method is used to reveal these emotions. There are many studies in the literature on the determination of emotions in social media. However, these studies in Turkey economy, tourism, education, etc. It has been observed that there are unilateral sentiment analysis studies on areas or COVID-19. No comprehensive study was found in Turkey in which COVID-19 was analyzed using sentiment analysis for economy and education.

Within the scope of the study, it is aimed to measure the impact of the COVID-19 pandemic, which has affected the world, on the economy and education fields in Turkey, how it creates a perception in the national sense and how much the economy and education levels in the pandemic period have changed compared to the pre-pandemic period. For this purpose, the economy and education processes in Turkey were examined under two main periods: the pre-pandemic period and the pandemic period. The period between March 2019 – February 2020 as the pre-pandemic period and March 2020 – May 2022 as the pandemic period were included in the analysis. “Peak periods” in which the number of cases experienced during the pandemic period are observed the most, and “normalization periods” due to the decrease in the number of cases are included in the analysis as sub-periods of the pandemic period. Turkish tweets shared on Twitter by users living in Turkey belonging to the mentioned periods constitute the data set.

In the analysis part, the data in question was captured using the Twitter API interface and the Python programming language. The tweets obtained were evaluated as raw data, and the remaining tweets were included in the Sentiment Analysis stage after they were cleaned through the preprocessing stage. In order to perform Sentiment Analysis, the words in the data were divided into groups as positive, neutral and negative, and emotion scores were obtained. After the Sentiment Analysis stage, classification algorithms were used to measure the accuracy of the classifications made in line with the analysis with machine learning. For this, the data set was divided into two groups, 70% training and 30% testing. Machine learning algorithms used;

Classification and Regression Trees (CART), Naïve Bayes (NB), k-Nearest Neighborhood (KNN) and Random Forest (RF) algorithms. According to the results obtained, a comparison was made considering the model performance criteria of precision (P), accuracy (A), sensitivity (R) and F-criterion (F).

According to the results of Sentiment Analysis in the study, the economic perception in Turkey was -0.2107 in the pre-pandemic period and -0.22978 in the post-pandemic period. According to this; It is clear that there is already a negative perception for the economy in the pre-pandemic period. After the pandemic, it is seen that the negativity has increased a little more at a level that will not affect the situation much; however, it does not seem possible to think that the slightly increased negative perception is due to the pandemic. It is clear that this situation is due to the basic problems of the economy in the current situation. When evaluated in terms of education, the emotion analysis result in the pre-pandemic period was -0.2688. It can be said that the perception of the level of education in Turkey was negative at a low level in the pre-pandemic period. During the pandemic period, it was observed that this feeling became even more negative and increased to the level of -0.5091. This situation reveals that people's expectations towards education were not met during the pandemic period, the quality of education decreased even more compared to the pre-pandemic period, and therefore the negative perception increased even more in this period.

Keywords: Sentiment Analysis, Machine Learning, Covid-19, Pandemic, Economics, Education, Turkey, Twitter

ÖNSÖZ

Bu tezin ortaya çıkmasında bana her konuda yol gösteren, desteğini hiçbir zaman esirgemeyen, her zaman anlayışıyla ve samimiyetiyle yaklaşan çok değerli danışmanım Prof. Dr. Ayşe OĞUZLAR'a en içten teşekkürlerimi ve sevgilerimi sunarım. Tez yazma sürecim boyunca gösterdiği yakınlık için kendisine ne kadar teşekkür etsem az. Doktora tez sürecimde benimle değerli bilgilerini paylaşan tez izleme komitesi üyeleri hocalarım Prof. Dr. Erkan IŞIĞIÇOK'a ve Prof. Dr. Aysan ŞENTÜRK'e teşekkürlerimi sunarım. Tez savunma jürimde yer alan hocalarım Prof. Dr. Dilek ALTAŞ KARACA'ya ve Prof. Dr. Selay GİRAY YAKUT'a değerli desteklerinden dolayı teşekkür ederim. Bana değerli vakitlerini ayıran kıymetli hocalarım Prof. Dr. Sacit ERTAŞ'a ve Prof. Dr. H. Kemal SEZEN'e teşekkürü bir borç bilirim. Doktora sürecimde yardımını esirgemeyen sevgili Araş. Gör. Neşe ARAL'a çok teşekkür ederim.

Bugünlere gelmemde maddi ve manevi destekleriyle her zaman yanımda olan çok kıymetli aileme; annem Emel TİMUR ve babam Necmi TİMUR'a çok teşekkür ederim, ne yapsam haklarını ödeyemem. Doktora çalışma sürecim boyunca her zaman yanımda olan ve desteğini esirgemeyen sevgili eşim, hayat arkadaşım Tolga ÇAKMAK'a, varlıklarıyla hayatıma neşe katan biricik kızlarım Ela ve İpek ÇAKMAK'a sevgilerimi sunarım.

Bu tezin uygulama kısmı Uludağ Üniversitesi BAP Birimi tarafından desteklenen SDK-2022-780 numaralı proje kapsamında yapılmıştır. Desteklerinden dolayı Prof. Dr. Erkan ÖZDEMİR'e, Deniz ÖZAY beyefendiye ve Uludağ Üniversitesi BAP Birimi'ne teşekkür ederim.

Elçin TİMUR ÇAKMAK
BURSA, 2023

İÇİNDEKİLER

	Sayfa No.
YEMİN METNİ.....	iii
ÖZET.....	iii
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ.....	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xiii
TABLolar LİSTESİ.....	xiv
GRAFİK LİSTESİ.....	xvi
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xix
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM KURAMSAL ÇERÇEVE

1.1. Tezin Amacı.....	3
1.2. Tezin Özgün Değeri	3
1.3. Tezin Organizasyonu	4
1.4. Literatür Bilgisi.....	5

İKİNCİ BÖLÜM TEMEL BİLGİLER

2.1. Metin Madenciliği	15
2.1.2. Metin Madenciliğinin Aşamaları.....	16
2.1.2.1. Ön İşleme	16
2.1.2.1.1. İşaretleme.....	16
2.1.2.1.2. Durak Kelimeleri Ayıklama	17
2.1.2.1.3. Küçük Harfe Dönüştürme	17
2.1.2.1.4. Kök Bulma.....	17
2.1.2.1.5. Terim Ağırlıklandırma	17

2.1.2.1.6. Terim Ayıklama.....	17
2.1.2.2. Özellik Seçme.....	18
2.1.2.3. Sınıflandırma	18
2.1.2.3.1. K-En Yakın Komşuluk (KNN)	18
2.1.2.3.2. Naïve Bayes (NB).....	18
2.1.2.3.3. Destek Vektör Makinesi (DVM).....	19
2.1.2.3.4. Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART).....	19
2.1.2.3.5. Random Forest (RF)	19
2.1.2.4. Raporlama ve Görselleştirme	19
2.1.2.4.1. Kelime Bulutu	19
2.1.2.4.2. Kelime Frekans Dağılımı Histogramı.....	20
2.1.3. Metin Madenciliği Uygulamaları	20
2.2. Duygu Analizi	20
2.2.1. Duygunun Önemi.....	20
2.2.2. Duygu Analizinin Tanımı	20
2.2.3. Duygu Analizi Yöntemleri.....	21
2.2.3.1. Makine Öğrenmesine Dayalı Yöntemler.....	21
2.2.3.1.1. Denetimli Makine Öğrenmesi Yaklaşımı	21
2.2.3.1.2. Denetimsiz Makine Öğrenmesi Yaklaşımı	25
2.2.3.1.3. Yarı Denetimli Makine Öğrenmesi Yaklaşımı	25
2.2.3.2. Sözlüğe Dayalı Yöntemler.....	26
2.3. Sosyal Medyada COVID-19 Pandemisi	26
2.3.1 Sosyal Medya	26
2.3.1.1. Sosyal Medyanın Tanımı.....	26
2.3.1.2. Sosyal Medya Araçları.....	27
2.3.2. Sosyal Medyada Twitter	28
2.3.3. Sosyal Medyada COVID-19	29

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

MATERYAL VE METOT

3.1 Çalışmanın Sınırları.....	31
3.2 Çalışmada Kullanılan Paket Program	32
3.3 Çalışmada Kullanılan Teknikler	33

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

BULGULAR

COVID-19 PANDEMİSİNİN EKONOMİ VE EĞİTİM ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ: TWITTER ÜZERİNDEN TÜRKİYE ÖRNEĞİ

4.1. Verilerin Çekilmesi	34
4.2. Ön İşleme Aşaması.....	34
4.3. Veri Analizi.....	35
4.3.1. Ekonomi Alanında Veri Analizi.....	35
4.3.1.1. Pandemi Öncesi Dönem İçin Veri Analizi	35
4.3.1.2. Pandemi Dönemi İçin Veri Analizi	36
4.3.1.2.1. Pik Dönemleri İçin Veri Analizi.....	36
4.3.1.2.1.1. 1. Pik Dönemi İçin Veri Analizi	36
4.3.1.2.1.2. 2. Pik Dönemi İçin Veri Analizi	38
4.3.1.2.1.3. 3. Pik Dönemi İçin Veri Analizi	41
4.3.1.2.1.4. 4. Pik Dönemi İçin Veri Analizi	42
4.3.1.2.1.5. 5. Pik Dönemi İçin Veri Analizi	44
4.3.1.2.2. Normalleşme Dönemleri İçin Veri Analizi.....	46
4.3.1.2.2.1. 1. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi	46
4.3.1.2.2.2. 2. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi	48
4.3.1.2.2.3. 3. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi	50
4.3.2. Eğitim Alanında Veri Analizi	52
4.3.2.1. Pandemi Öncesi Dönem İçin Veri Analizi	52
4.3.2.2. Pandemi Dönemi İçin Veri Analizi	54

4.3.2.2.1. <i>Pik Dönemleri İçin Veri Analizi</i>	54
4.3.2.2.1.1. 1. <i>Pik Dönemi İçin Veri Analizi</i>	54
4.3.2.2.1.2. 2. <i>Pik Dönemi İçin Veri Analizi</i>	55
4.3.2.2.1.3. 3. <i>Pik Dönemi İçin Veri Analizi</i>	57
4.3.2.2.1.4. 4. <i>Pik Dönemi İçin Veri Analizi</i>	59
4.3.2.2.1.5. 5. <i>Pik Dönemi İçin Veri Analizi</i>	60
4.3.2.2.2. <i>Normalleşme Dönemleri İçin Veri Analizi</i>	62
4.3.2.2.2.1. 1. <i>Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi</i>	62
4.3.2.2.2.2. 2. <i>Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi</i>	63
4.3.2.2.2.3. 3. <i>Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi</i>	65
4.4. Duygu Analizi	66
4.4.1. Ekonomi Alanında Duygu Analizi	66
4.4.1.1. <i>Pandemi Öncesi Dönem İçin Duygu Analizi</i>	66
4.4.1.2. <i>Pandemi Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	67
4.4.1.2.1. <i>Pik Dönemleri İçin Duygu Analizi</i>	67
4.4.1.2.1.1. 1. <i>Pik Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	67
4.4.1.2.1.2. 2. <i>Pik Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	68
4.4.1.2.1.3. 3. <i>Pik Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	69
4.4.1.2.1.4. 4. <i>Pik Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	70
4.4.1.2.1.5. 5. <i>Pik Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	71
4.4.1.2.2. <i>Normalleşme Dönemleri İçin Duygu Analizi</i>	72
4.4.1.2.2.1 1. <i>Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	72
4.4.1.2.2.2. 2. <i>Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	73
4.4.1.2.2.3. 3. <i>Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	74
4.4.2. Eğitim Alanında Duygu Analizi	76
4.4.2.1. <i>Pandemi Öncesi Dönem İçin Duygu Analizi</i>	76
4.4.2.2. <i>Pandemi Dönemi İçin Duygu Analizi</i>	77

4.4.2.2.1. Pik Dönemleri İçin Duygu Analizi	77
4.4.2.2.1.1 1. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi	77
4.4.2.2.1.2 2. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi	78
4.4.2.2.1.3 3. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi	79
4.4.2.2.1.4 4. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi	80
4.4.2.2.1.5 5. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi	81
4.4.2.2.2. Normalleşme Dönemleri İçin Duygu Analizi	82
4.4.2.2.2.1 1. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi	82
4.4.2.2.2.2 2. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi	83
4.4.2.2.2.3 3. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi	84
4.5. Makine Öğrenmesi.....	86
4.5.1. Ekonomi İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları	86
4.5.2. Eğitim İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları	88
SONUÇ VE TARTIŞMA	91
KAYNAKÇA	97
EKLER.....	107
EK 1: UYGULAMADA KULLANILAN KODLAR	107
EK 2: EKONOMİ VE EĞİTİM ALANLARININ TÜM DÖNEMLERİNE İLİŞKİN TEMİZLENMİŞ VERİLER.....	122
EK 3: EKONOMİ VE EĞİTİM ALANLARININ TÜM DÖNEMLERİNE İLİŞKİN TWEET PUANLARI	128
EK 4: ÖZGEÇMİŞ.....	138

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.3 Tez Organizasyonu Şeması.....	4
Şekil 2.2 Duygu Analizi Yöntemleri.....	21
Şekil 2.3 4 Değişkenden Oluşan Bayes Ağ Yapısı	23
Şekil 3.1 Pandemi Öncesi Dönemde ve Pandemi Döneminde Veri Çekmek İçin Kullanılan Etiketler	32
Şekil 4.2. Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	35
Şekil 4.3. Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	37
Şekil 4.4. Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	39
Şekil 4.5. Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	41
Şekil 4.6. Pandeminin 4. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	43
Şekil 4.7. Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	44
Şekil 4.8. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	47
Şekil 4.9. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	49
Şekil 4.10. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	51
Şekil 4.11. Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	53
Şekil 4.12. Pandeminin 1.Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu.....	54
Şekil 4.13. Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu.....	56
Şekil 4.14. Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu.....	58
Şekil 4.15. Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu.....	59
Şekil 4.16. Pandeminin 5. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu.....	61
Şekil 4.17. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	62
Şekil 4.18. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	64
Şekil 4.19. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu	65

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 2.3. Kontenjans Tablosu.....	24
Tablo 4.1. Ham ve Temizlenmiş Veri Sayıları	34
Tablo 4.4. Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları ..	67
Tablo 4.5. Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	67
Tablo 4.6. Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	68
Tablo 4.7. Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	69
Tablo 4.8. Pandeminin 4. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	70
Tablo 4.9. Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	71
Tablo 4.10. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	72
Tablo 4.11. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	73
Tablo 4.12. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	74
Tablo 4.13. Ekonomi İçin Dönem Bazında Duygu Analizi Sonuçları	76
Tablo 4.14. Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	76
Tablo 4.15. Pandeminin 1. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	77
Tablo 4.16. Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	78
Tablo 4.17. Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	79
Tablo 4.18. Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	80
Tablo 4.19. Pandeminin 5. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	81

Tablo 4.20. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	82
Tablo 4.21. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	83
Tablo 4.22. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları	84
Tablo 4.23. Eğitim İçin Dönem Bazında Duygu Analizi Sonuçları	86
Tablo 4.24. Ekonomide Tüm Dönemler İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları.....	87
Tablo 4.25. Eğitimde Tüm Dönemler İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları	89



GRAFİK LİSTESİ

Grafik 4.2. Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	36
Grafik 4.3. Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	38
Grafik 4.4. Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	40
Grafik 4.5. Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	42
Grafik 4.6. Pandeminin 4. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	43
Grafik 4.7. Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	46
Grafik 4.8. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	48
Grafik 4.9. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	50
Grafik 4.10. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	52
Grafik 4.11. Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	53
Grafik 4.12. Pandeminin 1. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	55
Grafik 4.13. Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	57
Grafik 4.14. Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	58
Grafik 4.15. Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	60
Grafik 4.16. Pandeminin 5. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	61
Grafik 4.17. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	63

Grafik 4.18. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	64
Grafik 4.19. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları	66
Grafik 4.20. Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	67
Grafik 4.21. Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	68
Grafik 4.22. Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	69
Grafik 4.23. Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	70
Grafik 4.24. Pandeminin 4. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	71
Grafik 4.25. Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	72
Grafik 4.26. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	73
Grafik 4.27. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	74
Grafik 4.28. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	75
Grafik 4.29. Pandemi Öncesinde ve Pandemi Döneminde Ekonomi İçin Hesaplanan Genel Duygu Skorları	75
Grafik 4.30. Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	77
Grafik 4.31. Pandeminin 1. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	78
Grafik 4.32. Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	79
Grafik 4.33. Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	80
Grafik 4.34. Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	81
Grafik 4.35. Pandeminin 5. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	82

Grafik 4.36. Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	83
Grafik 4.37. Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	84
Grafik 4.38. Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği	85
Grafik 4.39. Pandemi Öncesinde ve Pandemi Döneminde Eğitim İçin Hesaplanan Genel Duygu Skorları	85



KISALTMALAR LİSTESİ

COVID-19	Yeni Koronavirüs Hastalığı
EBA	Eğitim Bilişim Ağı
TRT	Türkiye Radyo Televizyonu
PCR	Polymerase Chain Reaction / Polimeraz Zincirleme Tepkimesi
CART	Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları
NB	Naïve Bayes
KNN	k-En Yakın Komşuluk
RF	Rastgele Orman
P	Precision / Kesinlik
A	Accuracy / Doğruluk
R	Recall / Duyarlılık
F	F-ölçütü
SSE	Kare Hata Toplamı
RMSE	Ortalama Karekök Hatası
WHO (DSÖ)	World Health Organisation / Dünya Sağlık Örgütü
H-SVM	Hibrit Heterojen Destek Vektör Makinesi
DVM (SVM)	Destek Vektör Makinesi
RNN	Tekrarlayan Sinir Ağı
BERT	Çift Yönlü Kodlayıcı Temsilleri
LR	Lojistik Regresyon
SVM	Destek Vektör Makineleri
LSTM	Uzun-Kısa Süreli Bellek
SMOTE	Synthetic Minority Oversampling Technique / Yapay Azınlık Aşırı Örnekleme
ML	Makine Öğrenimi
NLP	Natural Language Processing / Doğal Dil İşleme
VAR	Vektör Otoregresyon
AI	Yapay Zeka
API	Application Programming Interface – Uygulama Programlama Arayüzü
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
HİA	Hanehalkı İşgücü Araştırması
GSYH	Gayrisafi Yurt İçi Hasıla
İMSAD	Türkiye İnşaat Malzemesi Sanayicileri Derneği

GİRİŞ

Dünya tarihinde çok sayıda kişinin ölümüne neden olmuş pandemilerin var olduğu bilinmektedir. Yaklaşık olarak 1900’lü yılların başından bu yana yaşanan pandemilerin en çok bilinenleri; 1889-1890 grip salgını, 1910-1911 kolera salgını, 1918-1920 İspanyol gribi, 1956-1958 Asya gribi, 1960’dan günümüze HIV/AIDS pandemisi, 1968 grip salgını, 2002-2003 SARS salgını, 2009 domuz gribi salgını ve 2012’den günümüze MERS salgınıdır. 2019 yılının Kasım ayında ise ilk kez Çin’in Wuhan kentinde korona virüsü görülmeye başlanmıştır (Salgınlar Listesi, 2022). Ülkemizde ise bu virüse 2020 yılı Mart ayında rastlanmıştır. Covid-19 yani tam adıyla koronavirüs hastalığı yüksek ateş, öksürük ve nefes darlığı gibi solunum yolu hastalıklarına neden olan bir virüstür (Yılmaz ve Orman, 2021: 361). Söz konusu tarihten bu yana dünya çapında yayılan koronavirüs salgını pandemi (COVID-19 pandemisi) haline gelmiş ve çok sayıda kişinin ölümüne neden olmuştur. Bu nedenle salgın, araştırmalara konu olacak kadar önem taşımaktadır.

COVID-19 pandemisi, insanların sağlığı üzerinde etkili olduğu kadar ülkelerdeki yaşam koşullarını da etkilemiştir. Pandemiden dolayı kalabalık ortamlara girmenin yasaklanmasıyla insanlar günlük aktivitelerini yerine getirememeye başlamış, bu da toplumun sosyo-ekonomik dengesi üzerinde çeşitli etkilere sebep olmuştur. Bu etkiler sonucunda ekonomi, eğitim, sağlık, turizm gibi bir ülke için çok önemli olan alanlarda dikkate değer sonuçlar doğurabilecek durumlar gözlenmiştir.

Pandemi, 11 Mart 2020 tarihinde Sağlık Bakanı Fahrettin KOCA’nın bir Türk erkeğin koronavirüse yakalandığını halka duyurmasıyla resmen ilan edilmiştir. Hastanın tüm aile fertleri önlem amacıyla gözetim altında tutulmuş ve hasta da hastanede karantina altına alınmıştır (Türkiye’de COVID-19 Pandemisi Zaman Çizelgesi, 2022). 12 Mart 2020’de ise Dünya Sağlık Örgütü COVID-19’u pandemi olarak ilan etmiştir.

COVID-19 pandemisi süresince virüsün bulaş hızının artmasıyla vaka sayılarının yükseldiği “pik dönemleri” olarak adlandırılan dönemler gündeme gelmiştir. Salgının kontrol altına alınabilmesi için bu pik dönemlerinde insanlara evden çıkma yasakları getirilmiştir. Bunun sonucunda kısa çalışma, esnek çalışma ve evden çalışma kavramları hayatımıza girmiştir. Çalışan kişilerin bir kısmı ise belirli dönemlerde işyerlerine gidememe durumuyla karşı karşıya kalmıştır. Bunun sonucunda çalışan kişilerin maaşlarında kesinti yapılmış, bu da hane halklarını maddi anlamda zorlayan bir durum olarak karşımıza çıkmıştır. Benzer şekilde

ticarethane sahipleri de işyerlerini karantina dolayısıyla işletememiş ve günlük kazançlarından kapanma dönemleri boyunca mahrum kalmışlardır. Mikro bazda yaşanan bu ekonomik zorlukların, makro boyutta da ülke ekonomisine belirli bir ölçüde zarar vermiş olduğu rahatlıkla söylenebilir. Ayrıca kapanma dönemlerinde insanların evden çıkamadıkları için online alışverişlere yöneldiği görülmüştür. Market, yemek, giyim, vb. ihtiyaçları için online alışveriş sitelerinin ve mobil uygulamaların tercih edilmesiyle ekonomik açıdan bir denge sağlanmıştır.

COVID-19 pandemisi eğitim alanında da sıkıntılı bir süreç yaşanmasına neden olmuştur. 16 Mart 2020 itibariyle ilkökul, ortaokul ve lise eğitimine 1 hafta, üniversite eğitimine ise 3 hafta ara verilmiştir. 23 Mart 2020’den itibaren ise uzaktan eğitimle televizyon ve internet ortamından eğitim öğretime devam edileceği duyurulmuştur. Öğrenciler uzaktan eğitimlerini iki şekilde devam ettirmişlerdir; birincisi devlet televizyon kanalı olan TRT üzerinden yapılan EBA (Eğitim Bilişim Ağı) bant yayın uygulamasıyla, ikincisi ise ZOOM uygulaması üzerinden sınıfça işlenen online canlı bağlantı dersleriyle. Fiziksel olarak okul ortamında bulunamayarak yüz yüze eğitim alamayan öğrencilerin derslere konsantre olmakta güçlük çekmesi, öğretmenlerin öğrencileriyle birebir ilgilenemiyor olması pik dönemlerinde uygulanan kapanmalarda eğitim kalitesini düşüren etmenlerin başında gelmektedir.

Ülke çapında karantina dönemlerinin sona ermesiyle “normalleşme dönemleri” (yeni normal) olarak adlandırılan yeni bir dönem başlamıştır. Bu dönemlerde sokağa çıkma yasakları kalkmış, bireyler sosyalleşmek adı altında günlük aktivitelerine belirli kısıtlamalar dahilinde, maske-temizlik-hijyen kuralına dikkat ederek ve negatif sonuçlu koronavirus testlerini (PCR – Polymerase Chain Reaction) ibraz etmek şartıyla geri dönmüşlerdir. Maske takma kuralına dikkat ederek; işyerleri, kafeler, restoranlar tekrar açılmış, öğrencilerin ise isteğe bağlı olarak yüz yüze eğitime devam edebilmişlerdir.

BİRİNCİ BÖLÜM

KURAMSAL ÇERÇEVE

1.1. Tezin Amacı

Bu tezin amacı; COVID-19 pandemisinin Türkiye’deki ekonomi ve eğitim alanlarına etkisinin ulusal boyutta yarattığı algının duygu analizi tekniği kullanılarak ortaya çıkarılmasıdır. Bunun için ekonomi ve eğitim alanları ayrı ayrı ele alınarak pandemi öncesi dönem ile pandemi dönemi karşılaştırılmıştır. Türkiye’de yaşayan kişilerin düşüncelerini aktardığı en etkili sosyal medya ortamı Twitter’den toplanan veriler aracılığı ile her iki dönem boyunca ekonomi ve eğitim alanlarında farklılık olup olmadığı, eğer varsa da bu farklılığın ne yönlü olduğu Türkiye’de yaşayan kişilerin duyguları üzerinden ortaya konulmaya çalışılmıştır.

1.2. Tezin Özgün Değeri

Günümüzde oldukça popüler olan sosyal medya araçlarının insanlar tarafından kullanılmasıyla insanların herhangi bir konu hakkında ne düşündüklerine dair bilgilere ulaşılabilmektedir. Ancak ulaşılan bu bilgilerin farklı teknikler aracılığı ile incelenmesi ihtiyacı doğmaktadır. Yapılan literatür taraması incelendiğinde, çalışmaya konu olan COVID-19 sürecinin öncesinde ve devamında Türkiye’nin sosyal medyada ekonomi ve eğitim alanlarında nasıl bir değişime uğradığı ve bu değişimin ulusal boyutta insanlar tarafından nasıl karşılandığı hakkında duygu analizi ve makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak sosyal medya algısını ölçen hiçbir çalışmaya rastlanmamıştır. Literatürdeki bu durum, insanların ekonominin ve eğitim durumunun gidişatı yönündeki düşüncelerinin belirlenebilmesi bakımından oldukça önem taşımaktadır. Halkın ihtiyaçlarının belirlenmesi ile alınabilecek ekonomik önlemlerin ve varsa eğitimdeki eksikliklerin giderilmesi amacıyla yapılabilecek faaliyetlerin belirlenebilmesi için detaylı ve geniş kapsamlı bir analiz ihtiyacının doğması, çalışma için bu konuda bir ilk olma özelliği taşıyacaktır.

Çalışmanın giderdiği bu eksiklik, Türkiye’nin pandemi öncesinde ve pandemi dönemi boyunca ekonomi ve eğitim alanlarındaki durumunun Türkiye’de yaşayan kullanıcılar tarafından nasıl algılandığı bilgisini kendi araştırmalarında girdi olarak kullanarak çalışma yapmak isteyen araştırmacılar için de önemli bir veri kaynağı olacaktır.

Literatürde COVID-19 pandemisine ilişkin yer alan çalışmaları içerik, incelendiği dönem ve kullanılan teknik bakımından incelediğimiz zaman; sosyal medya kullanıcılarının

Türkiye’deki ekonomi ve eğitim hakkındaki görüşlerini içeren geniş kapsamlı herhangi bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Literatürde yer alan araştırmaların bu çalışmaya göre içerik olarak daha dar kapsamlı olduğu görülmektedir. Mevcut çalışmalar sağlık, ekonomi, eğitim konularında tek yönden incelenmiştir. Bu çalışmada ise Twitter’den elde edilen veriler hem ekonomi hem de eğitim açısından ayrı ayrı ele alınmıştır. Bununla birlikte mevcut çalışmaların incelendikleri pandemi dönemi bakımından en fazla 14 aylık bir süreyi kapsadıkları görülmektedir. Bu çalışmada ise incelenecek olan pandemi öncesi dönem Mart 2019 - Şubat 2020 ve pandemi dönemi Mart 2020 - Mayıs 2022 aralığını kapsayacak şekilde 3 yıllık bir süreci içermektedir. Dönem aralığının geniş tutulması analizin daha detaylı yapılmasını sağlaması açısından önem taşımaktadır. Ayrıca; Twitter’den çekilen verilere makine öğrenmesi yöntemlerinden Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART), Naïve Bayes (NB), k-En Yakın Komşuluk (KNN) ve Rastgele Orman (RF) algoritmaları uygulanmıştır. Uygulanan bu algoritmalar elde edilen sonuçlara göre kesinlik (P), doğruluk (A), duyarlılık (R) ve F-ölçütü (F) değeri değerleri esas alınarak hangi algoritmanın en iyi sınıflandırmayı sağladığını belirlemek üzere karşılaştırılmıştır.

Bu kapsamda yapılan benzer bir çalışma olmaması açısından tez özgün bir çalışma olma niteliği taşımaktadır.

1.3. Tezin Organizasyonu

Bu tez çalışması giriş, kuramsal çerçeve, temel bilgiler, materyal ve metot, bulgular, sonuç ve tartışma bölümü olmak üzere giriş ve sonuç kısımları hariç dört ana bölümden oluşmaktadır. Tez organizasyonun ana bölümleri ve alt bölümleri Şekil 1.3’te verilmiştir.

Şekil 1.3 Tez Organizasyonu Şeması



1.4. Literatür Bilgisi

Tez konusu kapsamında son dönemde yapılan çalışmalar oldukça yaygındır. Literatürde yer alan bu çalışmalara aşağıda kısaca değinilmiştir.

Ali Hasan ve arkadaşları (2018) tarafından yayınlanan çalışmada, Duygu Analizi'nde makine öğrenmesine ilişkin bir hibrid yaklaşım uyarlaması yapılmıştır. Naïve Bayes ve destek vektör makineleri (SVM) gibi denetimli makine öğrenme algoritmaları uygulanarak politik görüşlerin analizinde duyarlılık analizi tekniklerinin bir karşılaştırması ele alınmıştır. Twitter üzerinden yapılan çalışmada; Urdu, İngilizce ve Roman-Urdu dillerini konuşan kullanıcıların politik görüşlerine ilişkin 100,000 adet veri toplanmıştır. Uygulama Python yazılımı ile yapılmıştır. Duygu Analizi'nde polarite ve öznellik için Python yazılımı kütüphanelerinden olan Textblob, SentiWordNet ve Word Sense Disambiguation (WSD) kaynaklarının kıyaslaması yapılmıştır. Çalışma sonucunda, en iyi sonucun WSD ile alındığı ve bunu SentiWordNet'in takip ettiği belirtilmiştir.

Siddharth ve arkadaşları (2018) tarafından yayınlanan çalışmada ise, yine benzer şekilde Twitter üzerinden veriler çekilerek kullanıcıların hava durumuna bağlı olarak maç yapip yapmayacakları belirlenmeye çalışılmıştır. Ayrıca Naïve Bayes ve Sinir Ağları yöntemlerinin avantajları ve dezavantajları karşılaştırılmıştır. Analiz için ise, Python yazılımı tercih edilmiştir. Çalışma sonucunda; Naïve Bayes' in veri analizi yapmak için kolay ve hızlı sonuç vermesinin avantajlı bir durum olduğu, öte yandan analiz yaparken karşılaşılan büyük kısıtlamaların gerçek hayat problemlerini çözerken çok da tatmin edici sonuçlar veremeyeceği durumu da bir dezavantaj olarak belirtilmektedir. Sinir Ağları' nın avantajlı olduğu durum ise, veriye dayalı kendinden uyarlamalı bir yöntem olmasıdır. Diğer yandan sinir ağlarının tek dezavantajlı olduğu durumun ise geniş ve karmaşık bir ağ yapısına sahip olması olduğu belirtilmiştir. Sonuç olarak, uygulamalarda Naïve Bayes sınıflayıcısının sinir ağları ile birleştirilmesinin Duygu Analizi' nin doğruluğunu ve performansını arttıracak vurgulanmıştır.

Moleka (2017) yaptığı çalışmada, Duygu Analizi'ni incelemek amacıyla verilerini ön ödemeli kart veritabanı ve öğrenci kredisi veritabanı olmak üzere iki gruba ayırmıştır. Gruplara ayrılan bu veriler üzerinden, skor duygu algoritması ve Naïve Bayes algoritmalarının performans karşılaştırmaları yapılmıştır. Sonuç olarak skor duygu algoritmasının negatif sonuçları gerçeğe en yakın olacak şekilde yansıttığını ortaya çıkarmıştır.

Davidov ve arkadaşları (2010), Twitter mesajları üzerinde duygu sınıflandırması çalışması yapmışlardır. Denetimli makine öğrenmesine dayalı bir yöntem olan Sinir Ağları' nı kullandıkları çalışmalarında Twitter'a özgü 50 etiketi ve 15 emojiyi dahil etmişlerdir. Duygu sınıflandırması için farklı özellik türlerinin katkısını değerlendirmişler ve yeni bir denetimli duygu sınıflandırma çerçevesi önermişlerdir. Bu çalışma için Mayıs 2009 – Haziran 2010 arasındaki verileri kullanmışlardır. Çekilen toplam veri sayısı 475 milyon adettir. Literatürdeki çoğu çalışmadan farklı olarak analiz edilecek veri setindeki tweetlerde; URL adresleri, başka bir kullanıcıdan bahsetme etiketi (mention-@<kullanıcı adı>) ve konu etiketleri (hashtags) yeni bir denetimli duygu sınıflandırma çerçevesi oluşturmak üzere ayıklanmadan bırakılmıştır. Bu çerçevenin temel çalışma prensibi, görsel verilerin birer ASCII koduna dönüştürülerek analize katılmasıdır. Bu özelliklerin eklenmesinin Duygu Analizi çalışmalarındaki başarı oranını arttırdığını görmüşlerdir.

Zhang ve arkadaşları (2014), yılındaki çalışmalarında Apple Store'daki mobil oyunlarda yer alan kullanıcı yorumlarına denetimli makine öğrenmesi tekniklerini uygulamışlardır. Çalışma kapsamında ulaşılan sonuçlara göre, Naive Bayes'in Destek Vektör Makinesi'nden daha iyi bir sonuca ulaştığını, n-gramda ise bigram ile en iyi sonuca ulaşıldığını ifade etmişlerdir.

Kharde ve arkadaşları (2016), yaptıkları çalışmada, Duygu Analizi için sınıflandırma tekniklerinden makine öğrenimi ve sözlük tabanlı yaklaşımları içeren karşılaştırmalı bir analiz sunmuşlardır. Araştırma sonuçlarına göre, makine öğrenimi tekniklerinden Destek Vektör Makineleri ve Naive Bayes en yüksek doğruluk oranına sahiptir. Diğer yandan; az da olsa insan gücü gerektiren durumlarda ise, sözlük tabanlı sınıflandırma yöntemlerinin daha etkili olduğunu ortaya koymuşlardır. Analizin devamında vardıkları sonuç, veriler ne kadar iyi temizlenirse, sonuçların o kadar doğru olacağıdır. Ayrıca diğer modellerle kıyaslandığında bigram model kullanımının Duygu Analizi için daha iyi sonuçlar verdiğini vurgulamaktadırlar.

Rajput vd. (2020) yaptıkları çalışmada, Ocak 2020'den beri devam eden COVID-19 pandemisi ile ilgili twitter mesajlarının analizini üzerine çalışmışlardır. Pandemiye ilişkin Twitter'dan çektikleri veriler üzerinden unigram, bigram and trigram frekanslarını hesaplayarak modelleme yapmışlardır. Bu çalışmada Ocak 2020'den beri devam eden COVID-19 pandemisi ile ilgili Twitter mesajlarının istatistiksel bir analizini sunmaktadırlar. İki tür ampirik çalışma yapmışlardır. Birincisi kelime frekansı ve ikincisi bireysel tweet mesajlarının

duyguları hakkındadır. Kelime frekansının incelenmesinin, Twitter’da kullanılan kelimelerdeki kalıpları veya eğilimleri karakterize etmede yararlı olduğunu düşünmektedirler. Bunun aynı zamanda Twitter kullanıcılarının psikolojilerini de yansıtacağını öngörmektedirler. Unigram, bigram ve trigram frekanslarını, güç yasası dağılımı ile modellenmişlerdir. Sonuçları Kare Hata Toplamı (SSE), R^2 ve Ortalama Karekök Hatası (RMSE) ile doğrulamışlardır. Yüksek R^2 değerleri ve düşük SSE ve RMSE değerlerinin bu modelin uyum iyiliğinin temelini oluşturduğunu ortaya koymuşlardır. Twitter kullanıcılarının genel tutumlarını anlamak için duygu analizi yapmışlardır. Genel kamuoyunun ve WHO’nun (World Health Organisation / Dünya Sağlık Örgütü) tweetlerini baz almışlardır. Elde edilen sonuçlara göre, tweetlerin çoğunun pozitif bir polariteye sahip olduğunu ve yalnızca yaklaşık % 15’inin negatif olduğunu bulmuşlardır.

Adwan vd. (2020) çalışmalarında, Twitter verileri üzerinden Duygu Analizi yapmak için kullanılan algoritmalar ve yaklaşımlar hakkında bir literatür çalışması yapmışlardır. Bu amaçla Twitter’da Duygu Analizi için kullanılan algoritmalara ve yaklaşımlara genel bir bakış sunmaktadırlar. İnceledikleri makaleleri, kullandıkları yaklaşıma göre dört kategoriye ayırmışlardır. Ayrıca; daha sonra çalışma yapmak üzere Twitter’a ilişkin Duygu Analizi yaklaşımlarının bilişsel bilim, anlam bilimsel web, büyük veri ve görselleştirme gibi diğer alanlardaki teorilerin ve teknolojilerin nasıl kullanılabileceğine dair yönergeleri tartışmaktadırlar.

Mehta ve Pandya (2020), çalışmalarında, web veri madenciliği ve makine öğrenmesi’ nin bir alanı olan fikir madenciliği veya duygu değerlendirmesi ile üzerine araştırma yapmışlardır. Bu makalede, farklı makine öğrenmesi ve sözlük tabanlı araştırma yöntemlerini incelemişlerdir. Sonuçlar, değerlendirme çalışması yapabilmek ve mevcut durumun tahminini kontrol etmek için analiz edilmiştir. Yapılan bu çalışma, ileride bu konuda çalışma yapacak olan araştırmacıların olasılık incelemesinin konfigürasyonundaki mevcut başlangıçları anlamalarına yardımcı olacaktır.

Kumar vd. (2004), yayınladıkları makalede, farklı dillerde Duygu Analizi için kullanılan çeşitli yaklaşımları incelemişlerdir. Bu bağlamda, Malayalam dilinin kapsamını görebilmek amacıyla Twitter verilerinden yola çıkarak Duygu Analizi çalışması yapmışlardır. Duygu Analizi’ nin, sosyal medyada bulunan çeşitli duyguları analiz etmek için doğal dil işlemeyi birleştirdiği ve doğal dil işlemenin makine öğreniminde verilen metni analiz etmek ve anlamak

iin kullanılan bir alan olduėu vurgulanmıřtır. Bu konunun kapsamını gsteren sosyal medyada ve alıřveriř sitelerinde Malayalam'ın nemi arttıėının altı izilmiřtir. Duyarlılık sınıflandırması yardımı ile Duygu Analizi alıřması yapılarak tweetler kutuplarına gre; yani negatif, pozitif ve ntr olarak ayrılmıřtır. Ayrıca, Maksimum Entropi ve Nave Bayes algoritmaları kullanılarak da makine ėrenmesi alıřması yapılmıřtır.

Shathik ve Karani (2020), Duygu Analizi ve Makine ėrenimi teknikleri iin yaygın olarak kullanılan arařtırma tekniklerini ve uygulamalarını analitik olarak sınıflandırmıř ve analiz etmiřlerdir. Yaptıkları alıřmada, Duygu Analizi iin Makine ėrenimi tekniėini kullanmıřlardır. Bu baėlamda literatr taramasında; bilimsel arařtırma makalelerinin, dergilerinin ve raporlarının sistematik bir incelemesini ve deėerlendirmesini yaparak Duygu Analizi fikrini arařtırmıřlardır. alıřmalarında, e-ticaret ortamı iin Makine ėrenimi algoritmalarını uygulayan duyarlılık analizine ynelik bir arařtırma nerisi sunmuřlardır.

Poria vd. (2020), yayınladıkları makalede, gerek duygu anlayıřına ulařmak iin bu alanın eksikliklerine ve yeterince arařtırılmamıř temel ynlerine iřaret ederek bu algıyı tartıřtıklarını ve nemli sıçramaları analiz ettiklerini belirtmiřlerdir. Ayrıca, bu alan iin gzden kaan ve cevaplanmayan birok soruyu kapsayan olası bir rota izmeye alıřtıklarını sylemiřlerdir. Bu makale aracılıėıyla, Duygu Analizi' nin bir arařtırma alanı olarak yeterli doėgunluėa ulařtıėı fikrinden uzaklařmaya alıřtıklarını belirtmiřlerdir. Duygu Analizi kapsamında yer alan eřitli analizler; rneėin, Aspect-Level Sentiment Analysis (Grř Dzeyinde Duygu Analizi), Sarcasm Analysis (Alay Analizi), Multimodal Sentiment Analysis (ok Modlu Duygu Analizi), Sentimentaware Dialogue Generation (Duyarlılık Diyalėu oluřturma) vb. alt grevlere yayılan birkaç aık sorunu vurgulayarak bu yanlıřlıėa karřı ıkmıřlardır. rnekler yoluyla, duyarlılık analiziyle ilgili yaygın yanılıėları rtmek ve gelecekteki birkaç arařtırma ynne ıřık tutmayı ama edinmiřlerdir.

Piksina ve Vernholmen (2020); yayınladıkları lisans bitirme tez alıřmasında, koronavirs salgını sırasında koronavirs ile ilgili alğının İsve borsa getirileri zerindeki etkisini incelemiřlerdir. 2 Ocak 2020 - 30 Nisan 2020 dnemindeki OMXSLCPI ve OMXSSCPI byk tavan ve kk tavan fiyat endekslerinin getirileri alıřmanın esasını oluřturmaktadır. Koronavirs duyarlılıėını; Dirichlet tahsisi kullanılarak elde etmiř ve duyarlılık analizi ile puanlamıřlardır. Duyarlılıėın hisse senedi endeksleri zerindeki etkisi daha sonra dinamik oklu regresyon modelini kullanarak lmřlerdir. Elde ettikleri sonuların,

modeldeki temel deęişiklikleri temsil eden temsilcilerin - İsveç Siyaseti ve Ekonomi Politikası - her iki endeksin getirileri üzerinde son derece önemli bir etkiye sahip olduğunu vurgulamışlardır ki bunun da finansal teori ile uyumlu olduğunu belirtmişlerdir.

Bahja ve Safdar (2020) yaptıkları çalışmada, COVID-19'u 5G ile ilişkilendiren tweetlerin NLP tabanlı analizi sunmuşlardır. Tweetlerin analizi için Duygu Analizi ve Sosyal Ağ Analizi tekniklerini uygulamışlardır. Çalışmada veri olarak 5G ve COVID-19 hashtaglerine sahip olan tweetler çekilmiştir. Sosyal medya verilerinin NLP tabanlı analizinin, yanlış bilgilerin doğasını ve nasıl yayıldığını anlamak için fırsatlar sağladığını öne sürmektedirler.

Wilson ve Wiysonge (2020) yaptıkları çalışmada, sosyal medyadaki aşılama karşıtı çabaların yarattığı tehdidi anlamının dünya çapında COVID-19 aşılama programlarına duyulacak olan ihtiyaç nedeniyle kritik öneme sahip olduğunu düşünmektedirler. Bu nedenle, sosyal medyanın ve çevrimiçi yabancı dezenformasyon kampanyalarının aşılama oranları ve aşı güvenliğine yönelik tutumlar üzerindeki etkisini küresel olarak değerlendirmişlerdir. Sosyal medya kullanımının, aşılamanın güvenli olmadığı inancını tahmin etmede oldukça başarılı olduğunu ve sosyal medyada daha fazla organizasyon meydana geldikçe bu tür inançların arttığını gördüklerini belirtmişlerdir.

Bužić (2019) yaptığı çalışmada; makine öğrenimi, sözlük tabanlı yaklaşım, veri sınıflandırması ve derin öğrenme gibi mevcut araştırma yaklaşımlarına odaklanan duyarlılık analizi alanında literatüre genel bir bakış sunmaktadır. Duygu analizinde nispeten yeni bir alt alan olan duygu madenciliği de bu makalede tartışılmaktadır. Duygu analizinde yapılandırılmamış metnin işlendiğini ve bilgisayar işlemede sayısız sorunu beraberinde getirdiğini vurgulamıştır. Yanlış yazılan kelimeler, ironi ve alay, karmaşık bağımlı cümleler, karşılaştırmalı cümleler, tarafsız (nesnel) cümlelere ilişkin görüşlerin tanınmasının başarılı bir analizin yapılmasını zorlaştırdığını belirtmiştir. Makine Öğrenimi algoritmalarının gerektirdiği insan etiketli veri kümelerinin açık bir eksikliğini olduğunu da ifade etmiştir. Bu sorunun, İngilizce konuşma alanının ötesinde daha belirgin olduğunu, bu nedenle araştırmacıların, metin anlambiliminin bir kısmının kaybolduğunu ve analizin başarısının azaldığı gibi otomatik çevirilerin yapıldığını da vurgulamıştır. Ek bir sorun olarak da, bir alandaki metni başarıyla sınıflandıran modellerin başka bir alanda önemli ölçüde daha kötü sonuçlar gösterdiğini belirtmiştir.

Tian vd. (2018), duygu skorunu oluşturan iki durum olan polarite ve insensite kavramlarını incelemişlerdir. Duygu puanlarını bu iki yöne ayırmışlar ve bireysel modaliteler ve doğal monolog bir ortamda kombine çok modlu modeller aracılığıyla nasıl aktarıldıklarını incelemişlerdir. Özellikle, birincil olarak duygu puanı tahmini ve ikincil olarak da polarite ve / veya yoğunluk sınıflandırması ile tek modlu ve çok modlu çok görevli öğrenme modelleri oluşturmuşlardır. Yaptıkları çalışmada; Duygu Analizi'nin çok görevli öğrenmeden faydalandığını, bireysel modalitelerin duyguların kutupluluğunu ve yoğunluk yönlerini aktarırken farklılık gösterdiğini ortaya koymuşlardır.

Kaur, Ahsaan vd. (2021) yaptıkları çalışmada, R programlama dili aracılığıyla Twitter verilerinin bir analizini yapmışlardır. Twitter verilerini COVID-19, koronavirüs, ölümler, yeni vaka, iyileşenler dahil olmak üzere hashtag anahtar kelimelerine dayanarak toplamışlardır. Çalışmalarında, Hibrit Heterojen Destek Vektör Makinesi (H-SVM) adlı bir algoritma tasarlamışlar ve duygu sınıflandırmasını gerçekleştirerek ve bunları pozitif, negatif ve nötr duygu puanlarını sınıflandırmışlardır. Ayrıca önerilen algoritmanın kesinlik, geri çağırma, F1 puanı ve doğruluk gibi belirli parametreler üzerindeki performansını Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN) ve Destek Vektör Makinesi (SVM) ile karşılaştırmışlardır.

Rustam, Khalid vd. (2021) ise çalışmalarında, denetimli bir makine öğrenimi yaklaşımı kullanarak Covid-19 tweetlerinin duygu analizini gerçekleştirmişlerdir. Tweetleri olumlu, tarafsız veya olumsuz olarak sınıflandırmışlardır. Sınıflandırıcıların performansını doğruluk, kesinlik, geri çağırma ve F1 puanı üzerinden değerlendirmişlerdir.

Chintalapudi, Battineni vd. (2021)' nin yaptıkları çalışmada amaç, COVID-19 karantinası sırasında Hintli netizenlerin tweet'lerini analiz etmektir. Veriler 23 Mart 2020 ile 15 Temmuz 2020 tarihleri arasında toplanan tweetleri içermektedir ve metin korku, hüznün, öfke ve sevinç olarak etiketlenmiştir. Veri analizi ve metin analizinin performansını yeni bir derin öğrenme modeli olan Transformers'dan Çift Yönlü Kodlayıcı Temsilleri (BERT) modeli ile gerçekleştirmişler ve lojistik regresyon (LR), destek vektör makineleri (SVM) ve uzun-kısa süreli bellek (LSTM) modelleri ile karşılaştırmışlardır. Her duygu için doğruluk değerini ayrı ayrı hesaplamışlardır.

Mutanov, Karyukin vd. (2021) çalışmalarında, Twitter'daki gönderilerin çoğunun İngilizce dilinde yazıldığını, nispeten az sayıda çalışmanın Rusça ve Kazakça dillerinde

yazılarak Duygu Analizi çalışması yapılabildiğine dikkat çekerek, bu makaleyi Kazakistan medya alanındaki haber gönderilerini kapsamlı bir şekilde analiz ederek hazırlamışlardır. Çalışma için toplanan veri kümeleri üç duygu sınıfına göre etiketlenmiş metinleri içermektedir; olumlu, olumsuz ve nötr. Veri kümelerinin, pozitif sınıfın önemli bir baskınlığı ile oldukça dengesiz olduğunu, bu sorunla başa çıkabilmek amacıyla veri kümelerini yeniden örneklemek için üç yeniden örneklemme tekniği (yetersiz örneklemme, aşırı örneklemme ve sentetik azınlık üst örneklemme (SMOTE)) tekniklerinin kullanıldığını ifade etmişlerdir. Daha sonra, metinleri TF-IDF metriği ile vektörleştirerek ve yedi makine öğrenimi (ML) algoritması ile sınıflandırmışlardır: Saf Bayes, Destek Vektör Makinesi, Lojistik Regresyon, k-En Yakın Komşuluk, Karar Ağacı, Rastgele Orman ve XGBoost. Deneysel sonuçlar ile lojistik regresyon, karar ağacı ve rastgele orman ile aşırı örneklemme ve SMOTE'nin en iyi sınıflandırma puanlarını elde ettiğini ortaya koymuşlardır.

Sharma, Pagadala vd. (2020), yaptıkları çalışmada COVID-19'un üniversite öğrencileri üzerindeki etkisini değerlendirmeye ilişkin deneysel sonuçları ele almışlardır. Dört ay boyunca toplanan 1451 öğrenciden 9000'den fazla metin girişinden ve yerleşik NLP tekniklerinden oluşan bir veri kümesini kullanarak, hem öğrencileri en çok ilgilendiren konuların COVID öncesi ve sonrası nasıl değiştiğini değerlendirmişler, hem de yine COVID-19 öncesi ve sonrası öğrencilerin her konuda sergilediği duyguları değerlendirmişlerdir. Yaptıkları analiz sonucunda, COVID-19 sonrası öğrenciler için eğitim gibi konuların belirgin şekilde daha az önemli hale geldiğini, sağlık konusunun ise çok daha fazla önemli hale geldiğini ortaya koymuşlardır. Ayrıca tüm konularda COVID-19 sonrası öğrenciler arasındaki olumsuz duyguların COVID-19 öncesine göre çok daha yüksek olduğunu tespit etmişlerdir. Çalışmalarının üniversite yöneticileri, öğretmenler, ebeveynler ve ruh sağlığı danışmanları dahil olmak üzere çeşitli spektrumlarda yüksek öğrenimdeki politika yapıcılar üzerinde bir etkisi olmasını beklemektedirler.

Gondaliya, Patel, vd. (2021) tarafından yapılan çalışmada ise; Covid-19 pandemisinin ortaya çıkmasından dolayı Hindistan borsasında meydana gelen değişimler ele alınmaktadır. Yapılan çalışmada, duyguların Hindistan borsasının hareketi üzerinde önemli bir etkisi olduğu ortaya çıkmıştır. Covid-19 pandemisine ışık tutan bu çalışma, Hindistan borsası için duygu analizi ve tahmini için doğal dil işleme altında seçilen ML algoritmalarının sınıflandırma doğruluğunu araştırmak için ortaya konan bir çalışma olmuştur. Çalışmada, altı ML algoritmasının test edildiği Hindistan borsası için duygu analizi ve tahmini için bir çerçeve

önerilmiştir. Sonuç olarak, çalışmada doğruluk sonuçlarına dayalı üstün algoritmaları vurgulanmaktadır. Bu üstün algoritmalar, bir sonraki adımda sağlam tahmin modelleri oluşturmak için güçlü girdiler olarak kullanılabilirlerdir.

Kastrati, Ahmed, vd. (2021) çalışmalarında pandemi sürecinde insanların fiziksel olarak mesafe koyması gerektiğinde, sosyal medya platformları insanların pandemi durumuna ilişkin görüş, düşünce, duygu ve duygularını dile getirdikleri mecralardan biri olduğunu ileri sürmektedirler. Çalışmalarının temel amacı, düşük kaynaklı dillerde mevcut pandemi durumu hakkında Facebook'ta ifade edilen insanların görüşlerinin duygu analizi olmuştur. Bunun için çalışmalarında, Arnavutça dilinde manuel olarak sınıflandırılmış 10.742 yorumdan oluşan büyük ölçekli bir veri seti oluşturmuşlardır. Derin öğrenmeye dayanan bir duygu analizcisinin tasarımı ve geliştirilmesi konusundaki çabalarını da rapor etmişlerdir. Sonuç olarak, statik ve bağlamsallaştırılmış sözcük yerleştirmeleri çeşitli sınıflandırıcı modelleri kullanarak önerilen duygu analizcilerinden elde edilen deneysel bulguları eğitmiş ve doğrulamışlardır.

Sarıman ve Mutaftın (2020) yaptığı çalışmada, COVID-19 pandemisinde önlem olarak alınan durumların ve verilen hizmetlerin insanlar tarafından nasıl algılandığı analiz edilmiştir. Bu amaçla 2.000.000 adet tweet kullanılmış ve Lojistik Regresyon analizi yapılmıştır.

Albayrak, vd. (2017) tarafından yapılan uygulamada ise; Twitter'da bedelli askerlik üzerine insanların ne düşündüğü araştırılmıştır. Veri kümesi olarak 12739 adet tweet çekilmiştir. Paket program olarak Python kullanılmıştır. Duygu analizi sonuçlarına göre tweet atan kişilerin %79 çoğunluk ile nötr düşünceye sahiptir. Olumlu düşünceye sahip olanların oranı %16, olumsuz düşünceye sahip olanların oranı ise %5'tir.

Karaman ve Çılan (2020) ise, Twitter üzerinden pandemi döneminde Türkiye'deki turizm algısını ölçmüşlerdir. Bu amaçla çekilen tweetlere duygu analizi tekniği uygulayarak getirilen kısıtlamalardan dolayı 2020 yaz aylarında turist geliş açısından negatif bir tutum izlendiğini belirtmişlerdir.

Karaca ve Aslan (2021) tarafından yapılan çalışmada ise; sosyal medyanın yaşadığımız çağın şartları gereği hayatımızda önemli bir yer tuttuğundan, günümüzde anlamlı içerik paylaşımını ön planda tutan en popüler sosyal medya platformunun Twitter olduğundan, eşi benzeri görülmemiş bir ölçekte büyük veri üreten Twitter'da kullanıcıların kendi bilgilerini

paylaşma fırsatı bulduğundan ve kendi bakış açılarını, duygularını ve deneyimlerini, ayrıca diğer bireylerin görüşlerini de incelediklerinden bahsetmişlerdir. Ayrıca, yakın temas ve küçük damlacıklar yoluyla bulaşan COVID-19 hastalığının dünya çapında sosyal ve ekonomik yaralar açtığını da belirtmişlerdir. Bu çalışmada, paylaşılan tweetleri kullanarak COVID-19'un insanlarda bıraktığı duyguların analizi üzerine odaklanmışlardır. Twitter platformunda incelenen COVID-19 salgını üzerine yapılan analizler derin öğrenme algoritmalarına dayanmaktadır. Analiz için Uzun Kısa Süreli Bellek kullanmış olup önerilen modeli Destek Vektör Makinesi (SVM), Naïve Bayes ve Lojistik Regresyon ile karşılaştırarak bu modelin söz konusu diğer modellere kıyasla daha başarılı olduğunu vurgulamışlardır.

Balcı (2020) ise COVID-19 pandemisi üzerine yaptığı araştırmasında, pandeminin ekonomi, sağlık, turizm ve eğitim üzerine olan olumsuz etkilerinin giderilmesi amacıyla önerilerde bulunmuştur. Bu amaçla anket yöntemiyle 321 kişiden veri toplamıştır. Yapılan t-testi ve ANOVA analizi sonucunda öğrencilerin uzaktan eğitim konusunda duydukları memnuniyetin orta seviyede olduğunu belirtmiştir.

Bozkurt (2020) çalışmasında, COVID-19'un etkilerini dolaylı ve dolaysız olarak incelemiştir. Çalışma sonucuna göre COVID-19'un eğitimi doğrudan ve dolaylı olarak farklı şekillerde etkilediğini vurgulamıştır. Bu nedenle eğitimde devamlılığı her koşulda sağlamak için köklü değişikliklere ve stratejik planlamaya gereksinim duyulduğunu, aynı zamanda yeni normal dönemde uzaktan eğitimin devam etmesinin önemli olduğunu belirtmiştir.

Erdoğan ve Bursa (2021), COVID-19 pandemisinin dünyada ekonomi bazında etkilerinden bahsetmişlerdir. Buna göre, Twitter'dan Ripple hakkında paylaşılan Türkçe tweetleri analiz kapsamına almışlardır. Elde edilen bulgulara göre, tweetlerin Ripple fiyatları üzerinde etkisi olduğunu ispatlamışlar, ancak Ripple fiyatlarının tweetler üzerinde etkisi olduğunu ispatlamak için yeterli sayıda kanıt olmadığını ifade etmişlerdir.

Avşar (2021) ise, COVID-19 pandemisi sürecinde TRT World'ün Twitter hesabında pandemiye ilişkin verilen haberler analiz edilmiştir. Buna göre, kanalın zengin metin içeriğine sahip bir yayın anlayışı sergilediği, çok sayıda bölgeye değinebildiği sonucu elde edilmiştir.

Çalışkan (2020) çalışmasında, COVID-19'un dünya genelinde üretimi ve tüketimi negatif yönde etkilediğinden dolayı kayıpların yaşandığını vurgulamıştır. Alınan tüm önlemlere karşın bu durumun önüne geçilemediğini, işsizliğin arttığını ifade etmiştir.

Tuna vd. (2022) ise, COVID-19 ile ilgili olarak farklı veri analizleri yapmışlardır. Duygu analizi, metin analizi ve ağ analizi tekniklerini R programı kullanarak sınıflandırmışlardır. Bulgulara göre; frekansı en yüksek olan kelime çiftlerini ve pozitif-negatif kelimeleri belirlemişlerdir.

Ünüvar ve Aktaş (2022), COVID-19 sürecini ulusal ve uluslararası boyutta ekonomiye olan etkilerini araştırmışlardır. Bu bağlamda ekonomik olarak en az etkilenen ülkenin Çin, en çok etkilenen ülkenin ise İngiltere olduğunu açıklamışlardır.

Küçükbaş vd. (2021) çalışmalarında, kıtasal boyutta IMF verileri kullanarak pandemi öncesi dönemi ve pandemi dönemini istatistiksel olarak incelemişlerdir. Salgının çoğu ülkede olumsuz etkileri olduğunu ifade etmişlerdir. İnternette satış yapamayan firmaların iflas ettiğini, bunun sonucu olarak da bazı ülkelerin stagfasyona girdiğini ifade etmişlerdir.

Koyuncu ve Meçik (2020) ise, COVID-19'un ulusal boyutta sektör bazındaki etkilerini araştırmışlardır. Bu amaçla VAR analizini kullanmışlardır. Sonuç olarak şoklara verdikleri tepkilere göre sektörleri sıralamışlardır. Buna göre şoka en yavaş tepkimeyi inşaat sektörü vermektedir. En hızlı tepkime ise hizmet, sanayi ve perakende sektörleri tarafından verilmektedir.

Günsoy ve Yıldız (2021), COVID-19 salgını süresince vaka sayıları ile döviz kuru arasındaki nedenselliği incelemişlerdir. Sonuç olarak uzun ve orta dönemde vaka sayılarından dolar kuruna doğru nedensellik ilişkisi olduğunu belirtmişlerdir.

Durmuş ve Şahin (2020) ise, COVID-19 pandemisi sürecinde ulusal boyutta belli başlı tavsiyelerde bulunmuşlardır. Bu tavsiyeler gıda, sağlık, teşvik, ihracat, ithalat, vb. alanlarda yapılmıştır. Bu amaçla esnek üretim modeline geçilmesi gerektiğini, ihracatın artırılması ve sağlık sektörüne daha fazla önem verilmesi yönünde açıklamalar yapmışlardır.

İKİNCİ BÖLÜM

TEMEL BİLGİLER

Bu bölümde tez çalışması kapsamında yer alan konulara, kullanılan yöntemlere ve algoritmalara yer verilmiştir.

2.1. Metin Madenciliği

Üretilen dijital veriler kısmen internete bağlı cihazların kullanımının sonucunda ortaya çıkmaktadır. Bunun sonucu olarak akıllı telefonlar, tabletler ve bilgisayarlar kullanıcılar hakkında veri iletmektedirler. Akıllı nesneler, tüketicinin günlük nesneleri kullanımı hakkında bilgi aktarmaktadır. Veriler internete bağlı cihazların yanı sıra çok çeşitli kaynaklardan gelmektedir; demografik veriler, iklim verileri, bilimsel ve tıbbi veriler, enerji tüketim verileri vb. İnternet ve cep telefonu kullanıcılarının her geçen gün artmasıyla birlikte dijital veri hacmi de hızla artmaktadır. Çağ itibariyle bilgi toplumunda yaşadığımızdan dolayı daha iyi bilgi elde etmek için daha büyük miktarda veriye ihtiyacımızın olduğu açıktır. Bilgi toplumu; bilginin ekonomik, kültürel ve politik aşamada büyük rol oynadığı bir toplum olarak tanımlanabilir.

"Büyük Veri" terimi, toplumumuzda uzun süredir katlanarak büyüyen bir veri yığınının doğru bilgiyi doğru zamanda doğru kullanıcıya aktarmayı sağlayan teknolojilerin gelişimini ve kullanımını ifade eder. Burada zor olan hızla artan veri hacimleriyle başa çıkmaktan ziyade, aynı zamanda giderek daha karmaşık hale gelen ve birbirine bağlı verilerin yanı sıra giderek daha heterojen bilgi biçimlerini yönetmenin zorluğudur.

Son teknolojik gelişmeler, daha önce var olmayan ve "Büyük Veri" eğilimini körükleyen yeni gözlem ve ölçüm türlerinin kullanılmasına yol açmıştır. Modern veri tabanları, standart yapılandırılmış veri biçimlerinin yanı sıra, yeni tekniklerin kullanılması ve yorumlanmasını gerektiren kelimeler, resimler, sesler ve videoları içeren yeni yapılandırılmamış veri biçimlerini içermektedir.

Büyük miktarda metinsel veriler araştırmalardan, bilimsel literatürden, farklı sektörlerdeki yazılardan, siyasi söylem alanındaki konuşmalardan, vb. toplanabilir. Ayrıca, e-postalar, web sayfaları, bloglar/mikro bloglar, sosyal medya gönderileri ve yorumlar gibi çevrimiçi kaynaklar araştırma için zengin bir metinsel veri kaynağı sağlar. Sunuculardan ve ağlardan gelen bilgileri içeren büyük miktarda veri de yarı yapılandırılmış biçimde toplanmaktadır. İşte, hem yapılandırılmamış hem de yarı yapılandırılmış metinsel veriler için metin madenciliği teknikleri oldukça kullanışlı olmaktadır.

2.1.1. Metin Madenciliğinin Tanımı

Metin madenciliği, önceden bilinmeyen ve potansiyel olarak değerli olan bilgi ve kalıpların, doğal dil metinleri gibi çok büyük yapılandırılmamış metinsel verilerden otomatik veya yarı otomatik bir şekilde çıkarılmasını ifade etmektedir (Hassani, vd. 2020: 1). Metin madenciliği algoritmaları iki türdür: *Denetimli Öğrenme* ve *Denetimsiz Öğrenme*. Denetimli öğrenme algoritmaları, bir hedef değişkeni tahmin etmek için bir dizi tahminci olduğunda kullanılır. Bu algoritmalar önceden atanmış doğru sınıflandırma ile veri kaynağından bir veri örneğini eğitmeye dayanır (Abraham, 2013: 1).

Diğer taraftan denetimsiz öğrenme algoritmaları ise, verilerdeki gizli yapıları ortaya çıkarmak için bir dizi özellik kullanmaktadır (Hassani, a.g.e.). Denetimsiz öğrenme, sınıflandırılmamış veya etiketlenmemiş veri noktalarını içeren veri kümelerindeki kalıpları tanımlayan algoritmaları ifade eder. Böylece algoritmaların, bu görevi yerine getirirken herhangi bir dış kılavuza sahip olmadan veri kümeleri içindeki veri noktalarını sınıflandırmasına, etiketlemesine ve gruplandırmasına izin verilir. Kullanıcıların modeli denetlemesine gerek yoktur (Dridi: s.1).

2.1.2. Metin Madenciliğinin Aşamaları

Metin Madenciliği ön işleme, özellik seçme, sınıflandırma, sonuçların değerlendirilmesi aşamalarından oluşmaktadır. Aşağıda tanımlanan aşamalar analiz edilmek üzere belirlenen veri kümesine büyük bir dikkat ve titizlikle uygulanmalıdır.

2.1.2.1. Ön İşleme

Ön işleme aşaması, metin madenciliği teknikleri ve uygulamalarında çok önemli bir rol oynamaktadır. Metin madenciliği sürecinin ilk adımıdır. Ön işleme aşamaları genel olarak 5 işaretleme (tokenization), kök bulma (stemming), durak kelimeleri ayıklama (stop words), terim ağırlıklandırma ve terim ayıklama adımlarından oluşmaktadır. Bu adımlar aşağıda verilmiştir.

2.1.2.1.1. İşaretleme

İşaretleme, bir metin akışını sözcüklere, ifadelere, sembollere veya işaret (token) adı verilen diğer anlamlı öğelere ayırma işlemidir. İşaretlemenin amacı, bir cümledeki sözcüklerin keşfedilmesidir. Metinsel veriler, başlangıçta yalnızca bir karakter bloğudur. Bilgi erişimindeki tüm işlemlerde veri kümesindeki kelimelere ihtiyaç duyulmaktadır. Bununla birlikte, noktalama işaretlerinin, köşeli parantezler, kısa çizgiler vb. karakterlerin kaldırılması gerekmektedir (Kannan, s.3).

2.1.2.1.2. Durak Kelimeleri Ayıklama

Durak kelimeler, birçok metinde yer alan ama duygu değeri taşımayan; çoğunlukla edatlar, zamirler, bağlaçlardan oluşan terimlerdir. Bu terimler, doğal dilin doğal bir bölümünü oluşturmaktadır; ancak metin madenciliği uygulamalarında anahtar sözcükler olarak ölçülmediği için metinlerden kaldırılmaları gerekmektedir. Durak kelimeleri kaldırmak, terim uzayının boyutunu azaltmaktadır. Bunun sonucunda analizde daha anlamlı ve doğru sonuçlar elde edilebilmektedir.

2.1.2.1.3. Küçük Harfe Dönüştürme

Metin içerisinde yapılacak düzenlemelerden biri de büyük harflerin küçük harfe çevrilmesidir. Küçük harfe dönüştürme işlemi aynı kelimeleri grupladığından benzersiz özniteliklerin toplam sayısını azaltıcı etkiye sahiptir (Doğan, 2019: 8).

2.1.2.1.4. Kök Bulma

Kök oluşturma, bir kelimenin değişken biçimlerini kökte birleştirme işlemidir. Diğer bir deyişle kelimeye sonradan gelen eklerin ayıklanmasıdır. Örneğin, "yapıyor", "yaptı", "yapacak" kelimeleri tümü için ortak olan “yap” köküne indirgenebilir. Bu, metin madenciliği işlemlerinde sıkça kullanılan bir aşamadır.

2.1.2.1.5. Terim Ağırlıklandırma

Terim ağırlıklandırma, metin madenciliği çalışmalarında başarı oranını önemli oranda etkileyen bir aşamadır. Bir belgenin diğerlerine göre öne çıkmasına yardımcı olan katkısını ağırlıklandırmak için her terime sayısal bir değer atamak olarak tanımlanır (Beyond Feature Selection, 2022). Terim ağırlıklandırma, bir terimin bir belgeye göre öneminin değerlendirilmesiyle ilgilidir. Kısaca, durak sözcükler dışında metin içinde daha sık kullanılan terimin, önemli bir terim olduğu anlamına gelmektedir (Scoring and Term Weighting, 2022).

2.1.2.1.6. Terim Ayıklama

Metin içerisinde yer alan kelimeler farklı sayılarda tekrar etmektedir. Bu kelimelerden sıkça tekrar edilenlerin metnin duygusuna en çok hakim olan kelimeler olduğu düşünülebilir. Bu nedenle az sayıda (örneğin yalnızca 1 kere) tekrarlanan kelimelerin konunun anlam bütünlüğünü etkilemeyeceğinden metinden çıkarılmasında hiçbir sakınca yoktur. Aksine az sayıda tekrarlanan kelimelerin ayıklanması matrisin boyutunu küçülteceğinden dolayı analiz açısından kolaylık oluşturmaktadır.

2.1.2.2. Özellik Seçme

Özellik seçimi, veri kümesinden ilgisiz ve gereksiz özellikleri kaldırarak özelliklerin alt kümesini seçer. Nitelik seçimi olarak da bilinmektedir. Özellik seçimi, veri kümesinin boyutunu azaltarak, öğrenme doğruluğunu ve sonuçların anlaşılabilirliğini arttırmaktadır (Kumbhar ve Mali: 1268).

2.1.2.3. Sınıflandırma

Analizi yapılan metindeki kelimelerin önceden belirlenmiş farklı kategorilere atanması işlemidir. Metin sınıflandırma işlemi için ilk yapılması gereken sınıflandırmak istediğimiz dokümanları vektörel olarak uzayda ifade edebilmektir (Pilavcılar, 2007). Bir vektör uzayı, bazı vektör işlemlerini tanımlayan matematiksel bir terimdir. Her noktanın n boyutlu bir vektörle temsil edildiği n boyutlu bir metrik uzay olduğu hayal edilebilir. Bu uzayda, herhangi bir vektör toplaması veya skaler-vektör çarpması yapılabilir (A Gentle Introduction to Vector Space Models, 2022). V_1 ve V_2 iki metinleri temsil eden iki vektör, θ da aralarındaki açı olsun. θ açısı büyüdükçe metinlerin birbirlerine benzerliğinin azaldığı varsayılır ve şöyle formüle edilir:

$$\text{benzerlik}(V_1, V_2) = \cos(\theta) = \frac{V_1 \cdot V_2}{\|V_1\| \|V_2\|} \quad (1)$$

2.1.2.3.1. K-En Yakın Komşuluk (KNN)

KNN, denetimli öğrenme tekniğine dayalı en basit makine öğrenimi algoritmalarından biridir. Eğitilmiş veriler ile mevcut verilerin arasında bir benzerlik olduğunu farz ederek yeni durumdaki verilerin mevcut verilerle en çok benzerlik gösterdiği kategoriye yerleştirir. Eldeki tüm verileri saklayarak benzerliklerine göre yeni bir veri noktasını sınıflandırır. Böylece yeni veriler elde edildikçe KNN algoritması ile basit bir şekilde sınıflandırma yapılabilir. KNN algoritması non-parametrik bir algoritma türüdür (K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm for Machine Learning, 2022).

2.1.2.3.2. Naïve Bayes (NB)

Naïve Bayes sınıflandırıcısının temeli olasılığa dayalı olmasıdır. Bayes teoremini esas almaktadır.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (2)$$

Bayes teoremini kullanarak, B olayı gerçekleştiğine göre A olayının olma olasılığı bulunmuş olur. B olayı kanıt ve A olayı ise hipotezi göstermektedir. Özelliklerin bağımsız

olduğu varsayım olarak kabul edilir. Dolayısıyla özelliklerin varlığı birbirinden etkilenmemektedir. Bundan dolayı naif olarak adlandırılır (Naive Bayes Classifier, 2022).

2.1.2.3.3. Destek Vektör Makinesi (DVM)

DVM, veri noktalarının net bir şekilde sınıflandırıldığı N boyutlu bir uzayda hiper düzlem bulmayı hedeflemektedir. Bulunabilecek hiper düzlemler arasından en fazla mesafeye sahip olan düzlem seçilir. Marj mesafesinin maksimum olması tüm veri noktalarının daha iyi bir şekilde sınıflandırılmasını sağlamaktadır (Support Vector Machine - Introduction to Machine Learning Algorithms, 2022).

2.1.2.3.4. Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART)

Karar Ağaçları, tahmine dayalı modelleme makine öğrenimi için önemli bir algoritma türüdür ve uzun yıllardır kullanılmaktadır. CART, makine öğreniminde kullanılan tahmine dayalı bir algoritmadır ve hedef değişkenin değerlerinin diğer hususlara göre nasıl tahmin edilebileceğini açıklar. Her dallanmanın bir öngörücü değişkene bölündüğü ve her düğümün sonunda hedef değişken için bir öngörüye sahip olunan bir yapıdadır. Karar ağacında düğümler, bir özelliğin eşik değeri esas alınarak alt düğümlere ayrılır. Kök düğüm eğitim seti olarak alınır ve en iyi özellik ve eşik değeri dikkate alınarak ikiye ayrılır. Ayrıca, alt kümeler de aynı mantık kullanılarak bölünür. Bu, ağaçta son saf alt küme bulunana veya büyüyen ağaçta mümkün olan maksimum yaprak sayısına kadar devam eder (CART (Classification And Regression Tree) in Machine Learning, 2022).

2.1.2.3.5. Random Forest (RF)

RF, sınıflandırma için sıkça kullanılan algoritmalarındandır. Karar ağaçlarını kullanır ve olasılık değerlerinden maksimum olanını seçer. RF'nin farklı bir özelliği sınıflandırmada kategorik değişkenleri, regresyonda ise sürekli değişkenleri kullanabilmesidir. En verimli olarak kullanıldığı alan sınıflandırmadır (Understanding Random Forest, 2022).

2.1.2.4. Raporlama ve Görselleştirme

Metin madenciliği analizi ile elde edilen sonuçların görselleştirilmesi yorum yapmak açısından kolaylık sağlamaktadır. Kullanılan raporlama ve görselleştirme araçlarından bu çalışmada kullanılan araçlar aşağıda kısaca açıklanmıştır:

2.1.2.4.1. Kelime Bulutu

Bir kelime bulutu (wordcloud); en sık kullanılan kelimeyi daha büyük, daha kalın harflerle, farklı renklerle gösteren ve metin işleme için basit ama güçlü bir temsil görselidir.

Kelimenin boyutu ne kadar küçükse, önemi o kadar azdır (Create a Word Cloud or Tag Cloud in Python, 2022). Kelime bulutunun sağlıklı bir şekilde oluşturulabilmesi için ön işleme aşamasının titizlikle tamamlanmış olması gerekmektedir.

2.1.2.4.2. Kelime Frekans Dağılımı Histogramı

Bir metni işaretledikten sonra hesaplayabileceğimiz ilk rakam kelime frekanslarıdır. Kelime frekansı ile her bir simgenin bir metinde kaç kez geçtiğini belirtilir. Kelime frekansı ifade edilirken, türler ve belirteçler birbirinden ayrılır. Türler, bir corpustaki farklı sözcüklerdir, belirteçler ise daha çok tekrarlanan edat, bağlaç gibi kelimeler olabilmektedir (An Introduction to Natural Language Processing (NLP), 2022). Elde edilen bu kelimeler ve frekanslar grafik üzerinde gösterilebilir.

2.1.3. Metin Madenciliği Uygulamaları

Metin Madenciliğinin ilk uygulamaları 1980'lerin ortalarında ortaya çıkmıştır. Ancak gelişmesine son on yıldaki teknolojik gelişmeler öncülük etmiştir. Metin Madenciliği, ekonomi ve eğitim gibi farklı alanlarda, uygulamalı araştırmalarda ve özellikle pazar ve tüketici içgörülerini kazanmak ve yeni ürünler geliştirmek amacıyla giderek daha fazla kullanılmaktadır. Metin Madenciliği teknikleri hem akademik araştırma hem de iş odaklı analitik için ortaktır (Zanini ve Dhawan, 2015: 38-39).

2.2. Duygu Analizi

2.2.1. Duygunun Önemi

Duygu Türk Dil Kurumu'nun Güncel Türkçe Sözlüğü'nde birinci olarak “duyularla algılama, his” ve ikinci olarak “Belirli nesne, olay veya bireylerin insanın iç dünyasında uyandırdığı izlenim” anlamları taşımaktadır.

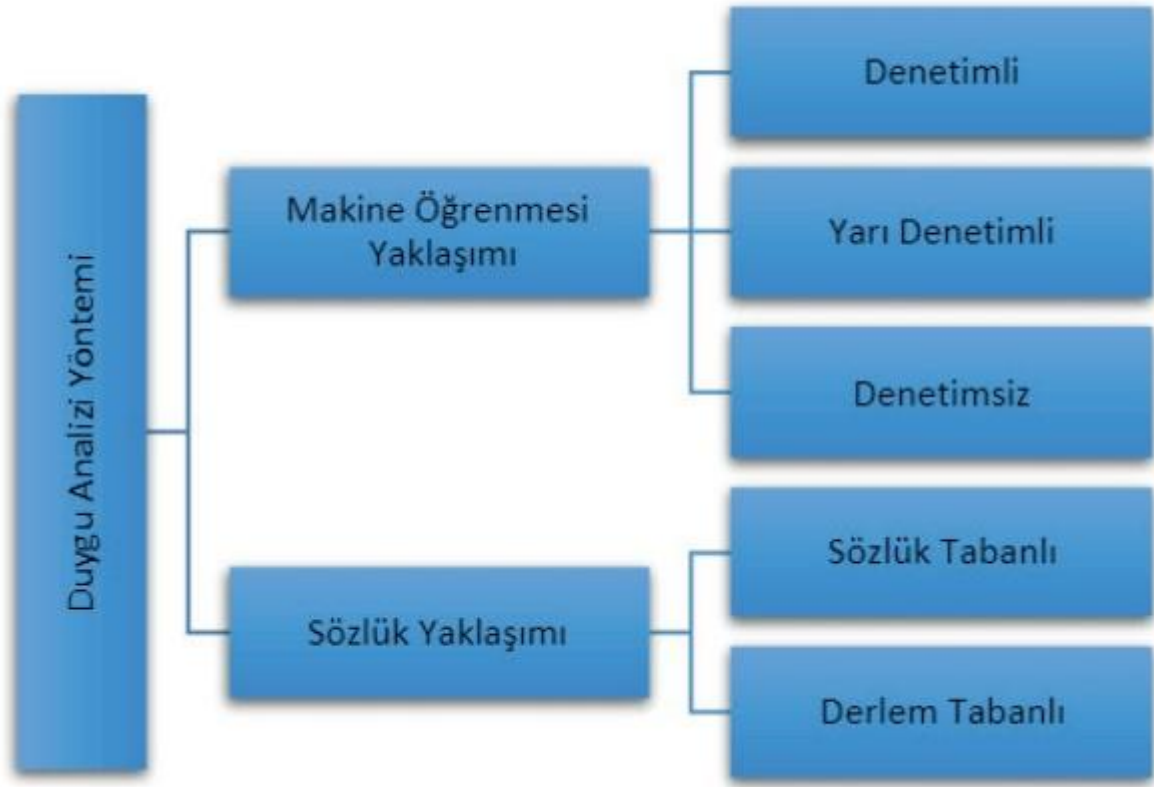
2.2.2. Duygu Analizinin Tanımı

Fikir madenciliği olarak da adlandırılan duygu analizi, bir metin gövdesinin ardındaki duygusal ifadeyi tanımlayan doğal dil işlemeye (NLP) yönelik bir yaklaşımdır. Veri madenciliği, makine öğrenimi (ML) ve yapay zekanın (AI) kullanımını içermektedir (Sentiment Analysis (Opinion Mining), 2022). Duygu analizi sonucunda elde edilen metnin barındırdığı duygunun pozitif (olumlu), nötr ya da negatif (olumsuz) olması durumudur.

2.2.3. Duygu Analizi Yöntemleri

Duygu analizi yapılırken pek çok sınıflandırma tekniği kullanılabilmektedir. Bu teknikler genel başlıklarıyla Şekil 2.2’de gösterilmiştir (Yılmaz ve Orman, 2021: 361).

Şekil 2.2 Duygu Analizi Yöntemleri



Buna göre duygu analizi yöntemleri öncelikle makine öğrenmesi yaklaşımı ve sözlük yaklaşımı olarak 2’ye ayrılmaktadır.

2.2.3.1. Makine Öğrenmesine Dayalı Yöntemler

Makine öğrenmesine dayalı yöntemlerde, belirli bir sınıflandırıcının etiketli veri seti ile eğitilmesi yoluyla bir sınıflandırma modeli elde edilmektedir. Bu modelden, elde edilebilecek olan yeni örneklerin sınıflandırılmasında yararlanılmaktadır.

2.2.3.1.1. Denetimli Makine Öğrenmesi Yaklaşımı

Denetimli Makine Öğrenmesi Yaklaşımı, gelecekteki örnekler hakkında tahminler yapılan ve hipotezler üretmek için dışsal olarak kullanılan örneklerden akıl yürüten algoritmaların elde edilmesidir. Denetimli sınıflandırma en sık kullanılan yaklaşımlardan biridir. Denetimli Makine Öğrenmesi Yaklaşımı dört grupta incelenmektedir. Bunlar; karar

ağaçları, kural tabanlı sınıflandırıcılar, doğrusal sınıflandırıcılar ve olasılıksal sınıflandırıcılardır (Supervised Machine Learning, 2021).

Karar Ağaçları: Bir karar ağacı, çok sayıda kayıt içeren bir veri kümesini, bir dizi karar kuralları uygulayarak daha küçük kümelerle bölmek için kullanılan bir yapıdır. Yani basit karar verme adımları uygulanarak, büyük miktarlardaki kayıtları, çok küçük kayıt gruplarına bölerek kullanılan bir yapıdır (Ülgen, 2022).

Kural Tabanlı Sınıflandırıcılar: Kural tabanlı sınıflayıcılar, bir veri kümesi içindeki kayıtları doğru şekilde sınıflayabilen eğer-ise şeklindeki kurallar ile oluşturulan bir yaklaşımdır. Kurallar birbirinden bağımsız kurallardan oluşabildiği gibi sıralı bir önceliğe sahip kural listesi şeklinde de üretilebilmektedir (Aydilek: 907).

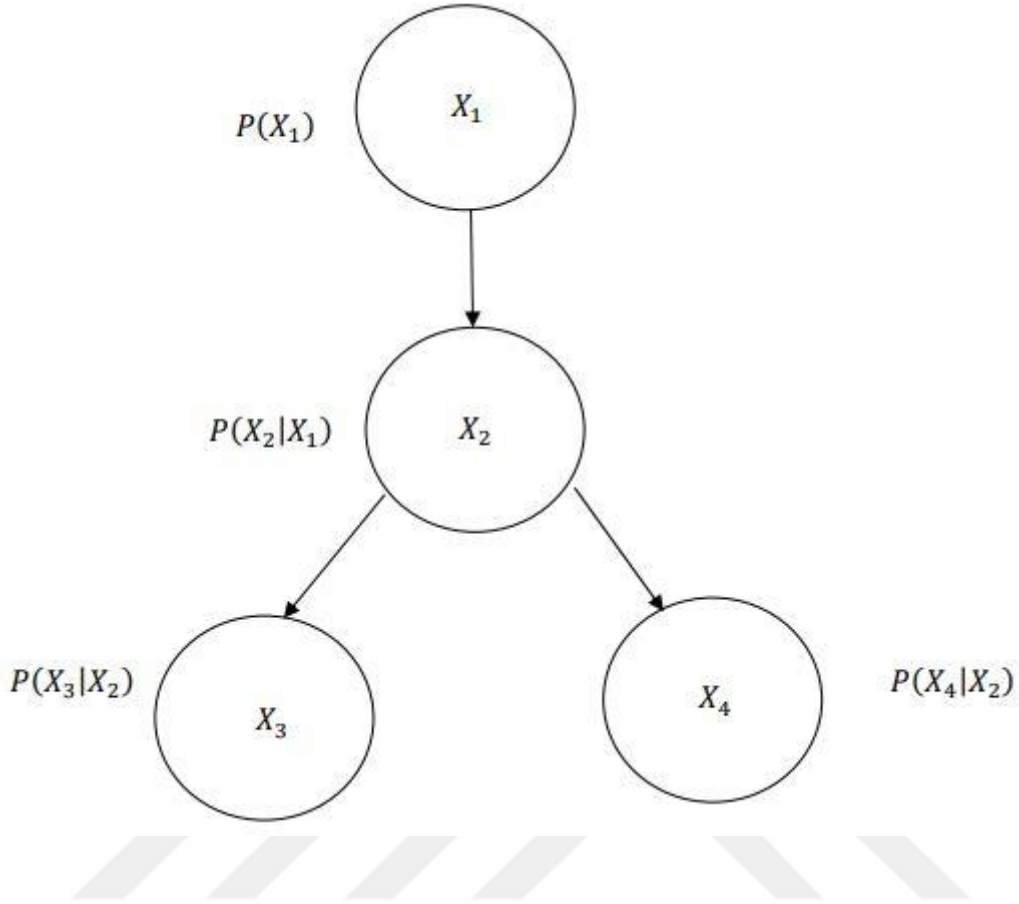
Doğrusal Sınıflandırıcılar: Doğrusal sınıflandırıcılar verileri girdi özelliklerinin doğrusal bir kombinasyonuna dayalı olarak etiketler halinde sınıflandırır (Linear Classifiers, 2022).

Olasılıksal Sınıflandırıcılar: Naïve Bayes, Bayesyan Ağlar ve Maksimum Entropi'nin en çok kullanıldığı olasılığa dayalı olarak geliştirilmiş sınıflandırma tekniklerindendir.

Naïve Bayes: Bayes teoremine göre istatistiksel kestirim yapar. Bir örneğin sınıf üyelik olasılığını kestirir. Oldukça başarılı bir sınıflayıcıdır.

Bayesyan Ağlar: Bayes Ağları, düğümler ve oklar aracılığıyla değişkenler arası olasılıksal ilişkilerin gösterildiği grafiksel kısım ile değişkenlere ait koşullu olasılık tabloları olmak üzere iki ana parçadan oluşur. Yorumlama ve çıkarsama açısından elverişli olması sebebiyle biyoloji, fizik, kimya, psikoloji, tıp gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Bayes ağlarının tanımı ilk kez Judea Pearl tarafından 1985 yılında yapılmıştır. Okun yönüne göre değişkenler ebeveyn ve çocuk isimlerini alırlar. Ebeveyn ve çocuk ilişkisi Şekil 2.3'teki gibi basit bir şema ile gösterilebilir:

Şekil 2.3 4 Değişkenden Oluşan Bayes Ağ Yapısı



Burada, $P(X_2|X_1)$ ile X_1 verildiğinde X_2 'nin koşullu olasılığı ifade edilmektedir. Oluşturulan ağda X_1 rasgele değişkeni X_2 rasgele değişkeninin ebeveyni, X_2 rasgele değişkeni ise X_1 rasgele değişkeninin çocuğudur. Aynı şekilde X_3 ve X_4 rasgele değişkenleri X_2 rasgele değişkeninin çocuğudur. X_1 rasgele değişkeninin ebeveyni olmadığından sadece marjinal olasılığa sahiptir. Bayes Ağları'nda ağda yer alacak değişkenlerin çocuk ya da ebeveyn sayılarına ilişkin herhangi bir kısıtlama yoktur.

Bahsedilen bu şematik ifade Bayes ağlarının birinci bölümüdür ve “niteliksel kısım” olarak ifade edilir. Ağın ikinci bölümü ise “niceliksel kısımdır” ve değişkenlerin sahip olduğu olasılık dağılımlarını gösteren koşullu olasılık tablolarından oluşur. Ağda yer alan koşullu olasılıkların çarpımı ağın ortak olasılık dağılımını oluşturur. n ağda yer alan değişken sayısını göstermek üzere ortak olasılık dağılımı;

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Ebeveyn(X_i))$$

formülü ile ifade edilir (Babacan ve Karaduman, 2018: 25).

Maksimum Entropi: Maximum Entropi sınıflandırıcısı, üstel modeller sınıfına ait olasılıksal bir sınıflandırıcıdır. Eğitim verilerine uyan tüm modellerden en büyük entropiye sahip olanı seçer. Maximum Entropi sınıflandırıcı dil tespiti, konu sınıflandırması, duygu analizi ve daha fazlası gibi çok çeşitli metin sınıflandırma problemlerini çözmek için kullanılabilir (Machine Learning Tutorial: The Max Entropy Text Classifier, 2022). Maksimum entropi ilkesi, bir olasılık dağılımı hakkında yalnızca tek bir parametre biliniyorsa, en öngörülemeyen (maksimum entropi) önceki varsayımın seçilmesini gerektiren bir model oluşturma kuralıdır. Amaç, modelin sonuçlarında sübjektif yanlılığın en aza indirilmesi için önceden bir olasılık varsayımı yapılırken "tek biçimliliği" veya belirsizliği en üst düzeye çıkarmaktır (Principle of Maximum Entropy, 2022).

Sınıflandırma yöntemlerini karşılaştırmak için Tablo 2.3'te verilen kontenjans tablosundan yararlanılmaktadır:

Tablo 2.3. Kontenjans Tablosu

		GERÇEKLEŞEN	
		Pozitif Durumlar	Negatif Durumlar
TAHMİN EDİLEN	Pozitif Tahminler	<i>Doğru Pozitif (TP)</i>	<i>Yanlış Pozitif (FP)</i>
	Negatif Tahminler	<i>Yanlış Negatif (FN)</i>	<i>Doğru Negatif (TN)</i>

Doğru Pozitif (TP): Gerçekte pozitif bir durumu ifade eden ve sınıflandırıcı tarafından pozitif olarak tahmin edilen örnekleri ifade eder.

Doğru Negatif (TN): Gerçekte negatif bir durumu ifade eden ve sınıflandırıcı tarafından negatif olarak tahmin edilen örnekleri ifade eder.

Yanlış Pozitif (FP): Gerçekte negatif bir durumu ifade eden ve sınıflandırıcı tarafından pozitif olarak tahmin edilen örnekleri ifade eder.

Yanlış Negatif (FN): Gerçekte pozitif bir durumu ifade eden ve sınıflandırıcı tarafından negatif olarak tahmin edilen örnekleri ifade eder.

Kesinlik(Precision – P): Doğru pozitif olarak sınıflandırılan örneklerin tahmin edilen tüm pozitif örneklere oranı olarak ifade edilir.

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP + FP}$$

Duyarlılık (Recall – R): Sınıflandırıcının doğru olarak tahmin ettiği pozitif değerlerin gerçek doğrulara oranıdır.

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN}$$

Doğruluk (Accuracy – A): Sınıflandırıcının bütün örnekleri sınıflandırmada ne kadar başarılı olduğunun ölçüsüdür.

$$Doğruluk = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

F-Ölçütü: Duyarlılık ve özgüllük ölçütlerinin harmonik ortalamasıdır.

$$F - ölçütü = 2 \frac{Duyarlılık * Kesinlik}{Duyarlılık + Kesinlik}$$

2.2.3.1.2. Denetimsiz Makine Öğrenmesi Yaklaşımı

Denetimsiz makine öğrenimi, etiketlenmemiş verileri gruplandırmak amacıyla makine öğrenimi algoritmalarından yararlanmaktadır. Bu algoritmalar, tek başına keşif yapabilir. Denetimsiz öğrenme kimi kaynaklarda, “gözetimsiz öğrenme/unsupervised learning” olarak da adlandırılmaktadır (Unsupervised Learning, 2022).

2.2.3.1.3. Yarı Denetimli Makine Öğrenmesi Yaklaşımı

Yarı denetimli öğrenme, denetimli ve denetimsiz öğrenme sistemlerinin karışımından oluşmaktadır. Etiketlenen verilerle birlikte etiketlenmemiş veriler de bulunmaktadır.

Etiketlenmemiş verilerin, etiketlenen verilerle bir arada kullanılmasıyla öğrenmenin veriminin artması beklenmektedir.

2.2.3.2. Sözlüğe Dayalı Yöntemler

Sözlüğe dayalı yöntemlerde ilk olarak veri kümesinde yer alabilecek muhtemel duygular belirlenir. Ardından, bu duygulara ait olan kelimeler ve eş anlamlıları sözlüğe yüklenir. Daha sonra oluşturulan bu sözlükler yardımıyla duygu skorları elde edilir ve sınıflandırma yapılarak metinde yer alan duygular belirlenir (Kaynar, vd., 2017: 320).

2.3. Sosyal Medyada COVID-19 Pandemisi

Bu bölümde COVID-19 pandemisi süresince sosyal medyanın ne kadar etkili olduğu, çalışmanın veri çekme kısmına konu olan Twitter'ın sosyal medya araçları içindeki önemi ve kullanıcıların pandemi süresince sosyal medyaya olan ilgisi hakkında bilgi verilmiştir.

2.3.1 Sosyal Medya

2.3.1.1. Sosyal Medyanın Tanımı

Sosyal medya, etkileşimli katılımı içeren yeni medya biçimlerini ifade etmek için sıklıkla kullanılan bir terimdir. Genellikle medyanın gelişimi, yayın çağı ve etkileşim çağı olmak üzere iki farklı çağa ayrılmaktadır. Yayın çağında, medyada tamamen tek bir varlığa - bir radyo veya televizyon istasyonu, gazete şirketi veya bir film yapım stüdyosu gibi birçok kişiye mesaj dağıttığı - odaklanılır. Medya kuruluşlarına yapılan geri bildirimler genellikle dolaylı, gecikmeli olmakta ve kişisel olamamaktadır. Bireyler arasındaki iletişim genellikle çok kısıtlı bir düzeyde kişisel mektuplarla, telefon görüşmeleriyle, vb. gerçekleştirilir.

Dijital ve mobil teknolojilerin yükselişiyle birlikte geniş ölçekte etkileşim bireyler için her zamankinden daha kolay hale geldi ve böylece etkileşimin yeni tarzdaki medya işleyişine odaklandığı bir medya çağı doğdu. Artık bir kişi birçok kişiyle konuşabiliyordu ve anında geri bildirim almak mümkündü. Eskiden vatandaşların, tüketicilerin sesleri sınırlı ve daha kısık sesle çıkıyorken, artık fikirlerini birçok kişiyle paylaşabiliyorlar. Bu devrimin merkezinde sosyal medya bulunmaktadır. Yeni teknolojinin düşük maliyeti ve erişilebilirliği aynı zamanda medya tüketimi için her zamankinden daha fazla seçeneğe izin verir hale gelmiştir. Bu nedenle, yalnızca birkaç haber kaynağı yerine, bireyler artık çeşitli kaynaklardan bilgi arama ve mesaj forumları aracılığıyla başkalarıyla diyalog kurma olanağına erişmişlerdir (Manning, 2014: 1158).

2.3.1.2. Sosyal Medya Araçları

Sosyal medya araçlarından kullanım açısından en popüler olanlar aşağıda verilmiştir:

Facebook

Facebook, dünyanın en popüler sosyal ağ hizmetidir. Fotoğrafları, gönderileri ve diğer bilgileri paylaşmak üzere kendi Facebook sayfanızı sayfaya kaydolarak oluşturabilirsiniz. Bu sayfada “kişi ekleyerek” istenilen kişilerle bağlantı kurulabilmektedir. Sayfa üzerinden mesajlaşmak, fotoğraf ve videoları gönderi olarak paylaşmak, kişilerin gönderilerini beğenerek etkileşim sağlamak mümkündür.

Instagram

Instagram Google Play ya da AppStore üzerinden indirilebilecek bir uygulamadır. Kullanıcıların fotoğraf çekmesine, düzenlemesine ve bu fotoğrafları paylaşmasına olanak sağlamaktadır. Ayrıca Instagram içerisinde paylaşılan gönderilerin eş zamanlı olarak Facebook'ta da paylaşmaya olanak sağlamaktadır.

YouTube

YouTube, kullanıcıların video paylaşmasına ve başkaları tarafından yayınlanan videoları izlemesine olanak tanıyan en popüler video paylaşım hizmetidir. YouTube'ta barındırılan videolar, Facebook sayfaları, vb. başka yerlerde de yayınlanabilir. Bireyler, şirketler ve devlet kurumları internet erişimi olanlar tarafından görüntülenebilecek videolar yayınlamaktadır. Popüler videolar, adım adım eğitim videoları ve müzik performanslarını gibi eğitici-öğretici videoları da içerir.

Bloglar / Mikrobloglar

Bloglar (web-log/web günlüğü), bir kişinin veya bir grubun konulara ilişkin kısa ve genellikle etkileşimli düşünce, fikir vb. gönderilerini içeren bir web sayfalarıdır.

Mikrobloglar ise, kullanıcılarının kısa bir cümle, bir web sitesine veya videoya bağlantı veya resim gibi küçük mesajlar alıp vermelerine izin veren bir blog biçimidir.

Twitter

Twitter bireyler, şirketler ve devlet kurumları tarafından kullanılan popüler bir mikroblogdur. Ayrıca, kullanıcıların “tweet” olarak tanımlanan 140 karakter limitine sahip kısa mesajlar gönderebildikleri önemli bir sosyal ağıdır (Onan, a.g.e: 2). Hesap sahibinin tweetlerini gerçek zamanlı ve otomatik olarak almak için belirli Twitter hesaplarını takip

etmek gerekmektedir. Bu kısım, 2.3.2. *Sosyal Medyada Twitter* adlı bölümde detaylı olarak ele alınmıştır.

Pinterest

Pinterest, resimler için bir içerik paylaşım hizmetidir. Üyeler fotoğrafları, videoları ve diğer nesneleri, seçilen kategorilere göre düzenlenen panolarına "sabitler". Genellikle el sanatları, eğitim uygulama örnekleri gibi görseller paylaşılmaktadır.

LinkedIn

LinkedIn, dünyanın en büyük ticari profesyonel çevrimiçi ağıdır. Kişilerin özgeçmişlerini, yeteneklerini, başarılarını yayınlayabilecekleri, iş ve personel arayıp bulabilecekleri veya işle ilgili gruplara katılım sağlayabilecekleri bir platformdur (What is Social Media?, t.y.).

2.3.2. Sosyal Medyada Twitter

Twitter aslında küçük bir grup için kısa bir mesajlaşma sistemi olması fikrinden yola çıkarak bulunmuştur. Temmuz 2006'da ise halka açılmıştır. Twitter tanım olarak, bilgiyi kısaca ve hızlı bir şekilde paylaşmak için sosyal ağ oluşturmaktır. Hem web sayfası hem de uygulama üzerinden kullanımı mevcuttur.

Kullanıcılar (users), diğer kullanıcıları ve şirketleri takip ederek (follow) ve konu arayarak (search) Twitter'da görmek istediklerini seçmektedirler. Takip ettikleri kişilerden gelen tweetleri görebilirler . Kullanıcıların paylaşılan bir tweeti kendilerini takip eden kullanıcılarla tekrar paylaşmasına “retweet” denmektedir. Kişiler istedikleri mesajı retweet ederek de paylaşımda bulunabilirler.

Arama çubuğuna, kullanıcılar aramak istedikleri kişi veya konu için hashtag yazabilirler. Hashtagler, belli bir konuda arama yapmayı sağlayan kelime etiketleridir. Gündemde olan popüler konuları (TrendTopic) aramak için #keşfet işlevi de kullanılabilmektedir.

Kullanıcılar bir tweet gönderdiğinde, mesajlar profillerinde yayınlanır ve ardından takipçilerin akışlarında görünür. Bu tweetler Twitter'da da aranabilir. Tweetler haberler, rastgele düşünceler ve paylaşım makaleleri içerebilmektedir; ancak tweetlere yazılabilecek metnin uzunluğu konusunda bir kısıtlama bulunmaktadır. Başlangıçta Twitter, tweet

karakterlerini 140 karakterle sınırlamıştı. Mevcut durumda ise karakter sınırı boşluklar ve noktalama işaretleri de dahil olmak üzere 280 karaktere kadar yazılabilmektedir.

Twitter, bir algoritmaya bağlı olarak çalışmaktadır. Kullanıcıların tercihlerine, konumlarına ve ilgi alanlarına göre neyin trend olduğunu belirlemektedir. Bu algoritma ayrıca şu anda neyin popüler olduğunu da belirleyerek ortaya çıkan tartışmaların ve konuların da vurgulanmasını sağlamaktadır.

İşletmeler de sosyal medya pazarlama stratejilerinin bir parçası olan marka bilinirliği ve halkla ilişkiler için Twitter'ı kullanmaktadırlar. Twitter'ı kullanmak işletmelere şu konularda fayda sağlayabilmektedir:

- Müşterilerle etkileşim sağlama,
- Zamanında müşteri hizmeti sağlama,
- Rekabeti izleyebilme,
- Yeni ürünleri, satışları ve etkinlikleri duyurma fırsatı.

İşletmeler, pazarlamacıların daha fazla kullanıcıya ulaşmasına veya takipçilerle etkileşim kurmasına yardımcı olmak için tanıtılan tweetleri veya reklamları da satın alabilirler. Bu tweetler tıpkı diğer gönderiler gibi görünmesine rağmen "reklam" olarak etiketlenmektedir (What is Twitter?, 2022).

Twitter belli bir konu hakkında araştırma yapmak isteyen bilim insanları için de bir bilgi havuzu olma niteliği taşımaktadır. Son yıllarda hem sosyal medyanın hem de metin madenciliği tekniklerinin popüler olması araştırmacıların Twitter üzerinden çektikleri veriler doğrultusunda belirli bir grubun bir konu hakkındaki düşüncelerini ortaya çıkarabilmelerine olanak sağlamaktadır. İnsanların sosyal medyada kendilerini özgür hissederek paylaşım yapmalarıyla zenginleşen bu bilgi havuzları verileri işleyerek yorumlama yapılmasını mümkün kılmaktadır.

2.3.3. Sosyal Medyada COVID-19

2020 yılına koronavirüs pandemisi damgasını vurdu ve günlük hayatı çeşitli şekillerde değiştirdi. Bunlardan biri şüphesiz insanların interneti kullanma şekli oldu. 2020'de ABD'li kullanıcıların sosyal medyada geçirdikleri ortalama süre, önceki yıllardaki 54 dakikaya kıyasla günlük 65 dakika olarak önemli bir artış göstermiştir. Sosyal ağlarda geçirilen sürenin önümüzdeki yıllarda sabit kalması beklenmektedir.

Sosyal medyada insanlar pek çok aktivite yapabilmektedirler, bu nedenle her kullanıcının farklı sebeplerden dolayı sosyal medyayı kullanma sebebi bulunmaktadır. Sosyal medya, pandeminin başlangıcından itibaren koronavirüsle ilgili güncel haberleri takip edebilmek için önde gelen güvenilir bilgi kaynakları arasında yer almaktadır. Genel olarak, haberlerin ve bilgilerin takip edilmesi sosyal medya kullanıcıları için önemli olmuştur. 2020'nin başında koronavirüsle ilgili güncellemeler yüksek talep görürken Ocak 2021 itibarıyla aşılarla ilgili bilgiler en çok aranan bilgi olmuştur (Social media use during COVID-19, 2022).



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

MATERYAL VE METOT

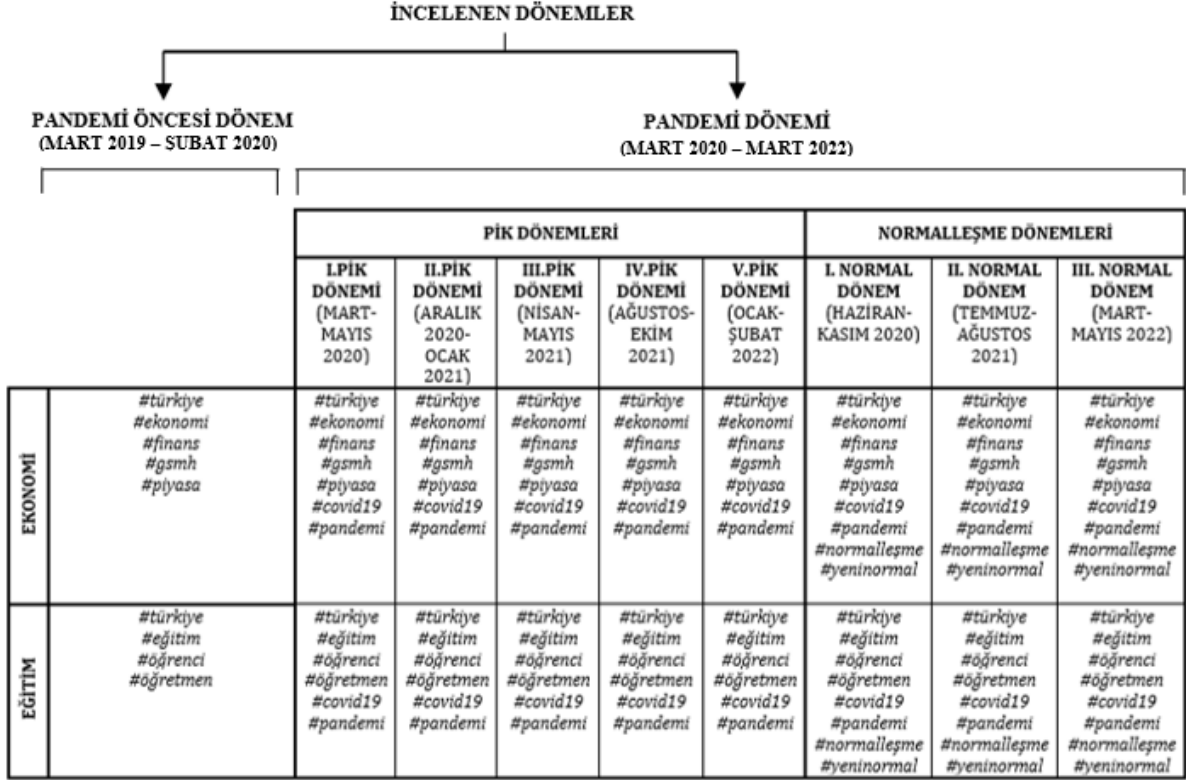
3.1 Çalışmanın Sınırları

Bu çalışmada, Türkiye’deki ekonomi ve eğitim süreçleri pandemi öncesi dönem ve pandemi dönemi olmak üzere başlıca 2 dönem altında incelenmiştir. Pandemi öncesi dönem olarak Mart 2019 – Şubat 2020 ve pandemi dönemi olarak ise Mart 2020 – Mayıs 2022 dönemi analize dahil edilmiştir. Pandemi döneminde yaşanan vaka sayılarının en çok gözlemlendiği “pik dönemleri” ve vaka sayılarındaki düşüşe bağlı olarak gerçekleşen “normalleşme dönemleri” ise pandemi döneminin alt dönemleri olarak analiz kapsamına alınmıştır. Söz konusu dönemlere ait Türkiye’de yaşayan kullanıcıların attığı Twitter üzerinden paylaştığı Türkçe tweetler veri setini oluşturmaktadır.

Twitter’dan pandemi öncesi dönemde ve pandemi döneminde ekonomi ve eğitim alanlarında analiz kapsamına dahil edilen veri setini oluşturmak için Twitter’dan veri olarak belirli tweetler çekilmiştir. Bu tweetlerin elde edilebilmesi için ekonomi ve eğitim alanlarının farklı araştırma dönemleri için etiketler (hashtagler) oluşturulmuştur. Tweetlerin çekilebilmesi için konu ile en çok ilgili olan kelimeler etiket olarak belirlenmiştir.

Çekilen bu tweetlerin kapsamı tarih aralıklarını ve etiketlerini içerecek şekilde Şekil 3.1’de gösterilmiştir.

Şekil 3.1 Pandemi Öncesi Dönemde ve Pandemi Döneminde Veri Çekmek İçin Kullanılan Etiketler



Buna göre; ekonomi alanında veri çekmek için kullanılacak olan etiketler pandemi öncesi dönemde, pik dönemlerinde ve normalleşme dönemlerinde olmak üzere sırasıyla “#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa”, “#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi” ve “#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi #normalleşme #yeninormal”dir. Benzer şekilde eğitim alanında veri çekmek için kullanılacak olan etiketler de pandemi öncesinde, pik dönemlerinde ve normalleşme dönemlerinde olmak üzere sırasıyla “#türkiye #eğitim #öğrenci #öğretmen”, “#türkiye #eğitim #öğrenci #öğretmen #covid19 #pandemi” ve “#türkiye #eğitim #öğrenci #öğretmen #covid19 #pandemi #normalleşme #yeninormal” dir.

3.2 Çalışmada Kullanılan Paket Program

Çalışma kapsamında verilerin analiz edilmesi amacıyla son dönemde oldukça popüler olan Python paket programı kullanılmıştır. Yazılım, Colaboratory (Google Colab) üzerinde çalıştırılmıştır. Google Colab üzerinde çalıştırılan Python paket programı her zaman en güncel sürümü ile çalışmaktadır.

Python paket programı ile Twitter API (Application Programming Interface – Uygulama Programlama Arayüzü) aracılığı ile Twitter’a bağlanılarak konu hakkında atılan tweetler çekilerek veri seti oluşturulmuştur.

3.3 Çalışmada Kullanılan Teknikler

Bu çalışmada Metin Madenciliği tekniklerinden Duygu Analizi kullanılmıştır. Analizde kullanılmak üzere çekilen veriler içerdikleri düzensiz yapıdan dolayı doğrudan kullanılmayacak durumda, yani ham haldedirler. Bu veriler öncelikle ön işleme aşamasına tabi tutularak temizlenmiştir. Tweetlerde yer alan boşluk, resim, sayı, emoji, URL gibi analiz için hiçbir anlam ifade etmeyen karakterler temizlenerek kapsam dışı bırakılmıştır. Ön işleme aşamasının ardından veri sayısında düşüş gözlenmiştir.

Ön işleme aşamasının ardından veri analizi yapılmıştır. Bu aşamada tweetlerde yer alan kelimelerin frekansları belirlenmiştir. Kelime frekansları, veri seti içerisinde her bir kelimedenden kaç adet yer aldığını göstermek için kullanılmaktadır. Metin içerisinde frekansı en yüksek olan kelimenin puntosu en büyük olacak şekilde kelimeler şekil içerisine yerleştirilmektedir. Bu frekanslar kelime bulutları aracılığı ile gösterilmiştir. Ayrıca her bir dönem için frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime gösterilmiştir.

Duygu analizi aşamasında tweetlerin skorları hesaplanmıştır. Buna göre tweetlerdeki pozitif duygu içeren kelimelerin sayısından negatif duygu içeren kelimelerin sayısı çıkarılarak her bir tweet için duygu skoru değerleri hesaplanmıştır. Böylelikle tweetlerdeki duygunun ne yönlü olduğu ortaya çıkarılmıştır. Ayrıca elde edilen duygu skorlarının ortalaması alınarak yapılan analizdeki duygunun ne yönlü olduğu belirlenmiştir.

Makine öğrenmesi aşamasında ise, her bir uygulama dönemi için makine öğrenmesi algoritmalarından Classification and Regression Trees (CART), Random Forest (RF), k-En Yakın Komşuluk (KNN) ve Naïve Bayes algoritmaları ele alınmıştır. Bu aşamada veri seti %70 eğitim ve %30 test olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Algoritmaların performanslarını kıyaslayabilmek için model başarımları ölçütleri olan Doğruluk (Accuracy - A), Kesinlik (Precision - P), Duyarlılık (Recall - R) ve F1 Score (F-ölçütü) değerleri hesaplanmıştır. Elde edilen bu değerler aracılığı ile model başarımları ölçütlerine göre en iyi sonucu veren algoritmalar belirlenmiştir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

BULGULAR

COVID-19 PANDEMİSİNİN EKONOMİ VE EĞİTİM ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ: TWITTER ÜZERİNDEN TÜRKİYE ÖRNEĞİ

4.1. Verilerin Çekilmesi

Twitter API aracılığı ile tweet çekebilmek için öncelikle aktif bir Twitter hesabına sahip olunması gerekmektedir. Bu hesabı kullanarak <https://developer.twitter.com/en/products/twitter-api> adresine giriş yapılmalı ve bir “developer” hesabı edinilmelidir. Bu developer hesabı aracılığı ile kullanıcılara özgü anahtarlar tanımlanmaktadır. Bu anahtarlar *API key*, *API secret key*, *Access token* ve *Access token secret* olmak üzere dört adettir. Tanımlanan anahtarlar ile Twitter API ve Python yazılımı arasında bağlantı kurularak veri çekilmiştir. Python yazılımında Twitter API ile bağlantı kurabilmek için Python kütüphanesinden *tweepy* paketi ve *codecs* indirilmelidir. İndirilme işlemi yapıldıktan sonra elde edilen anahtarlar sırasıyla *consumer_key*, *consumer_secret*, *access_token* ve *access_token_secret* alanlarına karşılık gelecek şekilde girilir. Ardından *api.update_status("python")* kodu çalıştırılarak bağlantı sağlanır.

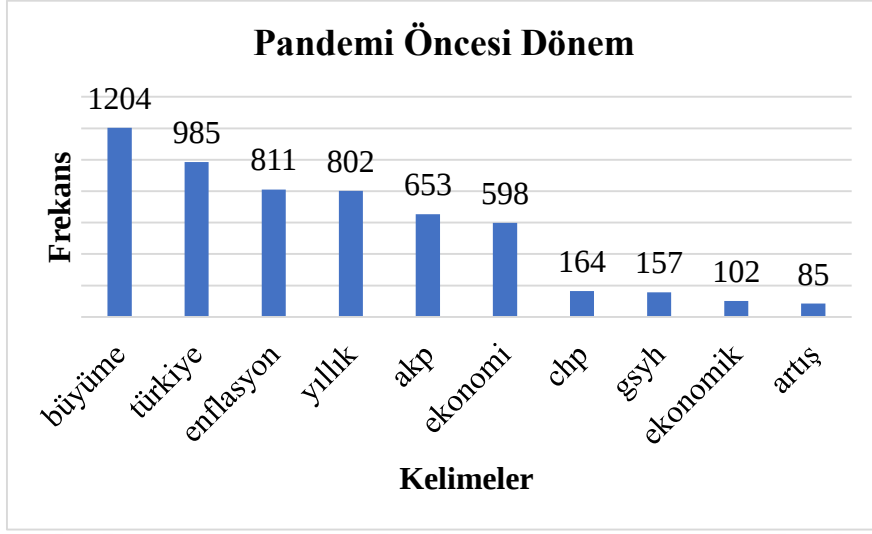
4.2. Ön İşleme Aşaması

Ön işleme aşamasında Twitter’dan çekilen veriler içerisinde (ham veriler) temizleme işlemi yapılmıştır. Bunun sonucunda veri sayısında belirgin bir miktar düşüş olduğu görülmüştür. Tablo 4.1.’de tabloda pandemi öncesi dönem, pik dönemleri toplamı ve normalleşme dönemleri toplamı için çekilen ham veri sayısı ve ön işleme aşaması sonrası kalan temizlenmiş veri sayıları verilmiştir:

Tablo 4.1 Ham ve Temizlenmiş Veri Sayıları

DÖNEM	ALAN	HAM VERİ SAYISI	TEMİZLENMİŞ VERİ SAYISI
Pandemi Öncesi	Ekonomi	971,856	793,115
	Eğitim	1,165,432	952,880
Pik Dönemleri	Ekonomi	2,707,006	1,917,103
	Eğitim	3,428,686	2,316,818
Normalleşme Dönemleri	Ekonomi	1,442,076	960,384
	Eğitim	2168179	1,555,991

Grafik 4.2 Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Buna göre pandemi öncesi döneme ait tweetlerde yer alan kelimeler arasında *büyüme* kelimesi en çok tekrar edilen kelime olarak en yüksek frekansa sahiptir. Bu kelimenin frekans sayısı 1204'tür. Frekansı en yüksek ikinci kelimenin *türkiye* kelimesi olduğu görülmektedir. Bu kelimenin frekansı ise 985'tir. *enflasyon* kelimesinin frekansı ise 811'dir ve tweetler arasında en çok tekrar eden üçüncü kelimedir. Bu üç kelimeyi takip eden *yıllık* kelimesinin frekans sayısı 802, *akp* kelimesinin frekans sayısı 653, *ekonomi* kelimesinin frekans sayısı 598, *chp* kelimesinin frekans sayısı 164, *gsyh* kelimesinin frekans sayısı 157, *ekonomik* kelimesinin frekans sayısı 102 ve *artış* kelimesinin frekans sayısı 85 olarak elde edilmiştir. Diğer kelimelerin frekans sayıları da bu kelimeleri takiben azalarak devam etmektedir.

4.3.1.2. Pandemi Dönemi İçin Veri Analizi

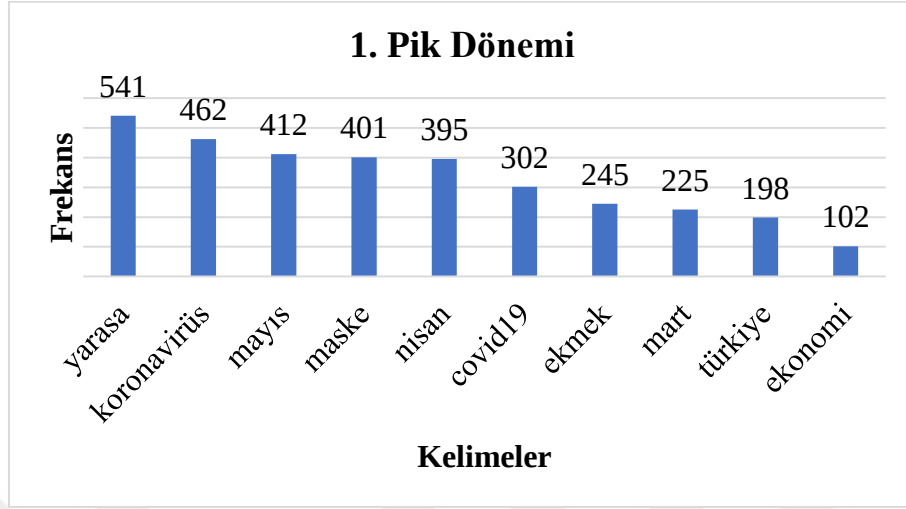
4.3.1.2.1. Pik Dönemleri İçin Veri Analizi

4.3.1.2.1.1. 1. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 1. pik dönemi için incelenen dönem Mart - Mayıs 2020 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 458,08'dir. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 256,235'tir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.3'te gösterilmiştir.

Grafik 4.3 Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Grafik 4.3'e göre frekansı en yüksek olan kelime *yarasa*dır. Bu kelimenin frekansı 541'dir. Başka bir deyişle, bu dönem için çekilen tweetler arasında en sık kullanılan kelime *yarasa* kelimesi olmuştur. İkinci olarak en sık kullanılan kelime *koronavirüs* kelimesi olmuştur. Yaşanılan sürecin doğal bir sonucu olan kabul edilen kelimenin frekansı 462'dir. *mayıs* kelimesi ise analiz kapsamına dahil edilen aylardan biri olarak 412 kez tweetlerde yer alarak en yüksek üçüncü frekansa sahip kelime olmuştur. Diğer yandan, bu kelimeleri takip eden *maske* kelimesi 401 frekansa, *nisan* kelimesi 396 frekansa, *covid19* kelimesi 302 frekansa, *ekmek* kelimesi 245 frekansa, *mart* kelimesi 225 frekansa, *türkiye* kelimesi 198 frekansa ve *ekonomi* kelimesi 102 frekansa sahiptir.

4.3.1.2.1.2. 2. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 2. pik dönemi için incelenen dönem Aralık 2020 - Ocak 2021 tarihleri arasını kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 212,227'dir. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 106,433'tür.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.4 'te gösterilmiştir.

Şekil 4.4 Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu

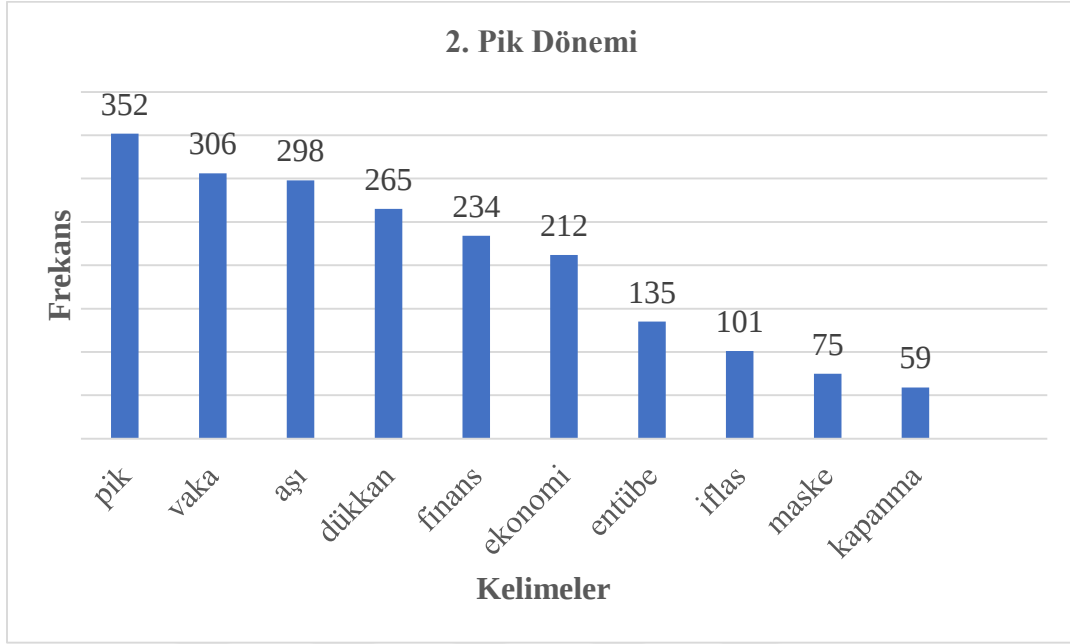


Pandeminin 2. pik döneminde artan vaka sayıları iyice endişe verici bir hal almıştır. Bu dönemde bazı işyeri sahipleri kapanmalarla birlikte ticarethanelerini tekrar kapatmak ya da kısmi çalışmak zorunda kaldıklarından dolayı maddi anlamda zorlanma yaşamışlardır. Bunun sonucunda bir kısmı iflas etmiştir. Bu nedenle kelime bulutunda *dükkan*, *iflas*, *işyeri*, *kapanma*, *kısmi*, *çalışma*, *para*, *çalışan* kelimelerini yüksek frekanslı olarak görmekteyiz. Bu durum ülke çapında finansal etkilere neden olduğundan dolayı yine kelime bulutunda *finans*, *ekonomi* kelimelerinin sıkça kullanıldığı da görülmektedir. Vaka sayılarının artmasıyla beraber hastanede tedavi gören ya da sağlık durumu kötüleşen hastaların entübe edildiği haberleri *hastane*, *entübe*, *covid*, *vaka*, *yoğun bakım*, *hasta* kelimelerinin yüksek frekanslı çıkmasına neden olmuştur. Analiz edilen mevcut dönem bir pik dönemi olduğundan dolayı pik kelimesinin de en sık kullanılan kelimelerden biri olduğu görülmektedir.

Bu dönemin en önemli gelişmelerinden biri aşı konusudur. 13 Ocak 2021 tarihinde Bakan Koca ilk koronavirüs aşısını olmuştur. Daha sonra sağlık çalışanları ve riskli kategoride olanlar aşılanmaya başlamıştır. 14 Ocak 2021 itibariyle de ülkemiz genelinde herkesin mutlaka aşı olması gerektiğinin duyurusu yapılmıştır. Bu nedenle yüksek frekanslı çıkan kelimelerden birisi de *aşı*dır.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.4'te görülmektedir.

Grafik 4.4 Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Pandeminin 2. pik dönemine ilişkin yapılan analizdeki kelime frekans sayılarına bakıldığında pik kelimesinin analiz yapılan dönem itibarıyla 352 kelime sayısı ile en yüksek frekansa sahip olan kelime olduğudur. Karşımıza çıkan diğer bir durum ise, insanların pandemi süreci boyunca düzenli olarak vaka sayılarındaki değişimi takip etmelerinden kaynaklanan *vaka* kelimesinin tweetler içerisinde 306 kez tekrarlanarak ikinci sırayı almış olmasıdır.

Şekil 4.4'te göze çarpan en önemli nokta aşı konusunun ekonomi ve finans konularının önüne geçmesi olmuştur. İnsanların belli bir kısmının pandeminin bir an önce son bulması için tek çare olarak düşündüğü koronavirüs aşısının uygulanmasının en önemli konu haline gelmesi sürecin doğal bir sonucu olarak düşünülebilir. *Aşı* kelimesi de 298 frekans sayısı ile üçüncü sırada yer almaktadır. Frekans sayısı yüksek olan diğer kelimeler ise 265 frekans sayısı ile *dükkan*, 234 frekans sayısı ile *finans*, 212 frekans sayısı ile *ekonomi*, 135 frekans sayısı ile *entübe*, 101 frekans sayısı ile *iflas*, 75 frekans sayısı ile *maske*, 59 frekans sayısı ile *kapanma* ve 47 frekans sayısı ile *covid* olmuştur. Görüldüğü gibi koronavirüs aşısının uygulanmaya başlanması, iflaslarla birlikte gelen ekonomi alanındaki darboğaz ve entübe edilen hasta sayısındaki artış bu dönemin öne çıkan konuları olmuştur.

4.3.1.2.1.3. 3. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 3. pik dönemi için incelenen dönem Nisan - Mayıs 2021 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 458,083'tür. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 298,562'dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.5'te gösterilmiştir.

Şekil 4.5 Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu

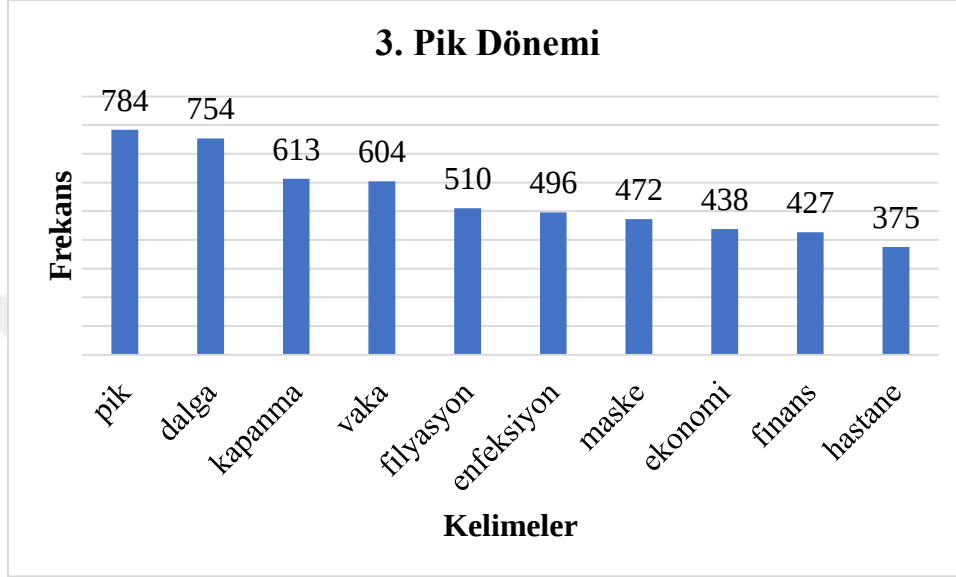


Şubat 2021 itibarıyla koronavirüsün geçirdiği mutasyonlarla yeni bir varyanta (başka biçime) sebep olup olmayacağı tartışılmıştır. Mutasyonlu virüs, herhangi bir virüsün ortam şartlarına ve ona karşı oluşturulan savunma mekanizmalarına (aşı, ilaç vb) karşı yeni bir savunma yöntemi geliştirmek üzere kendisini değiştirmesi demektir. *dalga* ya da pik dönemi olarak adlandırılan bu varyant dönemi yüksek frekans sayısına sahip bir kelime olarak kelime bulutunda yer almaktadır. *pik*, *kapama*, *ekonomi*, *finans*, *maaş*, *aşı* kelimelerinin yine pandemi gündeminde sıklıkla kullanılan kelimelerin başında geldiğini görmekteyiz.

Bu dönemde dikkat çeken bir diğer kelime ise *filyasyon*dur. Filyasyon, herhangi bir bulaşıcı hastalığın hangi sebeplerden ötürü kaynaklandığının tespit edilmesi işlemine verilen isimdir. Aslında pandeminin başlangıcından beri sıklıkla gündeme gelen bir kelime olmasına karşın analizde ilk defa bu dönemde kelime bulutunda yer almaktadır. Türkiye’de filyasyon uygulaması doktor, sağlık çalışanı ve yardımcı personelden oluşan bir ekip tarafından yapılmaktadır. Bu ekip vakanın ortaya çıkmasından itibaren 48 saat boyunca tarama yapmaktadır. Hastanın temaslı bulunduğu kimseleri de gözlem altında tutmaktadırlar. *hasta*, *karantina*, *vaka*, *hastane*, *enfeksiyon*, *ölüm*, *covid*, *sağlık* kelimeleri de bu konu ile bağlantılı olarak bu dönemde de kelime bulutunda yer almaktadır.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.5’te görülmektedir.

Grafik 4.5 Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Pandeminin bu döneminde de yine önceki dönemde olduğu gibi frekans sayısı en yüksek kelimenin 784 tekrar sayısı ile *pik* kelimesi olduğu görülmektedir. *dalga* kelimesi 754 tekrar sayısı ile 2. sırada yer almaktadır. 2. pik döneminde 59 frekans sayısı ile 9. sırada yer alan *kapanma* kelimesi bu dönemde 613 frekans sayısı ile 3. en çok tekrar eden kelime olmuştur. Yine 2. pik döneminde 306 frekans sayısı ile 2. sırada yer alan *vaka* kelimesi bu dönemde frekans sayısı 604’e yükselmesine rağmen 4. sıraya yerleşmiştir. Bunun nedeni *dalga* kelimesinin bu dönemde tweetlerde sıklıkla gözlenmesi olabilir. Bu kelimeleri takiben 510 frekans sayısı ile *filyasyon*, 496 frekans sayısı ile *enfeksiyon*, 472 frekans sayısı ile *maske*, 438 frekans sayısı ile *ekonomi*, 427 frekans sayısı ile *finans* ve 375 frekans sayısı ile *hastane* kelimeleri kelime bulutunda yer almaktadır.

4.3.1.2.1.4. 4. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 4. pik dönemi için incelenen dönem Ağustos - Ekim 2021 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 775,644’tür. Önışleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 569,325’tir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.6’da gösterilmiştir.

4.3.1.2.1.5. 5. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.7’de gösterilmiştir.

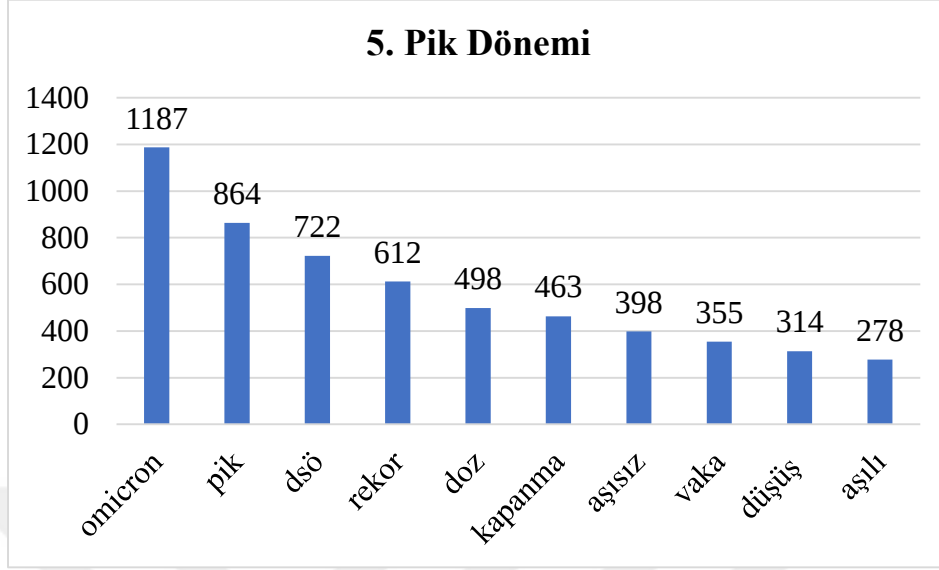
Pandeminin 5. pik döneminde, 2.,3. ve 4. pik dönemlerinden farklı olarak bu sefer *omicron* kelimesinin en yüksek frekansa sahip olan kelime olduğunu görmekteyiz. Bunun nedeni, koronavirüsün en bulaşıcı varyantı olduğu açıklanan Omicron'un Ocak 2022 itibariyle tüm dünyada yayılmayı sürdürüyor olmasıdır. DSÖ tarafından yapılan açıklamada, Omicron'un Avrupa için son dalga olabileceği belirtilmiştir. Türkiye'de ise son 24 saat içerisinde vaka sayısı 95 bine yaklaşarak yeni bir rekor kırmıştır. Sağlık Bakanlığı'nın açıkladığı verilere göre, son 24 saat içinde 94 bin 783 yeni vaka sayısı kayıtlara geçmiştir. Sağlık Bakanı Fahrettin Koca açıklamasında, "Omicron varyantı kaynaklı artış umut kırıcıymış gibi anlaşılmamalı. Virüs eski gücünde değil. Salgının endişe verici dönemi artık geride kaldı" açıklamasını yapmıştır. Omicron varyantı ile ilgili açıklamalar doğrultusunda *omicron*, *dsö*, *dalga*, *rekor* ve *vaka* kelimeleri kelime bulutunda yüksek frekansa sahip olan kelimeler olarak karşımıza çıkmaktadır. *Kapanma* kelimesinin yüksek frekanslı olarak görülmesinin nedeni, salgının artık eskisi kadar endişe vermediği ve Avrupa için son dalga olabileceğinin ifade edilmesinde dolayı kapanmaların son bulacağının tweetlerde paylaşılması olarak yorumlanabilir.

Sağlık Bakanlığı tarafından salgının seyri, karantina kuralları, tedbirler ve aşı programı gündemi ile ilgili olarak yapılan açıklamaya göre; Omicron varyantının beklendiği şekilde önemli bir vaka artışına neden olduğu; ancak vaka sayılarındaki artışın hastanelere henüz benzer oranda yansımadağı ve Omicron varyantının en çok yayıldığı il olan İstanbul'da hastane yükünde belirgin bir artış gözlemlenmediği söylenmiştir. Karantina koşulu olarak ise, temaslı kişilerin son 3 ay içinde hatırlatma dozu aşısını olmuş olması ya da hastalığı geçirmiş olması durumunda karantinaya alınmayacağı, aşısız ya da hatırlatma dozu aşısı üzerinden 3 ay geçmiş temaslı kişilerin ise 7 gün karantinaya alınacağı belirtilmiştir. *doz*, *aşılı*, *aşısız* ve *aşılanma* kelimelerinin yapılan bu açıklamalar doğrultusunda kelime bulutunda yer alması olağan bir durum olarak görülebilir.

Kelime bulutunda yer alan daha düşük frekanslı kelimeler olan *türkiye*, *ekonomi*, *iflas*, *online*, *test*, *covid*, *koronavirüs*, *aşılanma*, *sağlık*, *kısmi*, *önlemler*, vb. kelimelerin pandeminin seyri sırasında her pik döneminde karşılaşılan kelimeler olduğu dikkat çekmektedir.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.7'de görülmektedir.

Grafik 4.7 Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



omicron kelimesi pandeminin 5. pik dönemi için en belirgin kelime olarak göze çarptığından dolayı frekansı en yüksek olan kelime olarak tweetlerde 1187 kez tekrar edilerek 1. sırada yer almaktadır. *pik* kelimesi 864 tekrarla 2. sırada ve *dsö* kelimesi de 722 tekrarla 3. sırada yer almaktadır. ilk 10'da yer alan *rekor* kelimesi 612 tekrarla 4. sırada, *doz* kelimesi 498 tekrarla 5. sırada, *kapanma* kelimesi 463 tekrarla 6. sırada, *aşısız* kelimesi 398 tekrarla 7. sırada, *vaka* kelimesi 355 tekrarla 8. sırada, *düşüş* kelimesi 314 tekrarla 9. sırada ve *aşılı* kelimesi 278 tekrarla 10. sırada yer almaktadır.

4.3.1.2.2. Normalleşme Dönemleri İçin Veri Analizi

4.3.1.2.2.1. 1. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 1. normalleşme dönemi için incelenen dönem Haziran - Kasım 2020 tarihleri arasını kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 246,277'dir. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 159,755'tir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.8' de gösterilmiştir.

Şekil 4.8 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Kelime Bulutu



Pandeminin 1. normalleşme döneminde koronavirüs salgını kontrol altına alınarak vaka sayıları azalmış, bu nedenle kademeli olarak normal yaşama geri dönüş yapılmış ve bu geri dönüşü “yeni normal, normalleşme” adı verilmiştir. Bu nedenle kelime bulutunda en yüksek frekans sayısına sahip olan kelimelerin başında *yeninormal*, *normalleşme* ve *kademeli* kelimeleri gelmektedir.

28 Mayıs 2020 tarihindeki kabine toplantısı sonrasında yapılan açıklamada 1. normalleşme döneminde kafeler, restoranlar, spor salonları, özel kurslar ve parkların 1 Haziran'da açılıp saat 22.00'ye kadar hizmet vereceği, 0-18 yaş arası çocukların 3 Haziran ve 5 Haziran tarihleri arasında 14.00-20.00 saatlerinde sokağa çıkabilecekleri, 65 yaş ve üstünün 7 Haziran'da 14.00-20.00 saatleri arasında sokağa çıkabilecekleri belirtilmiştir. Ayrıca 1 Haziran itibariyle seyahat yasakları kalkmış, 3 Haziran itibariyle 65 yaş üstüne uygulanan sokağa çıkma yasağı kaldırılmış, uzaktan çalışma dönemi sona erdirilmiştir. Buna bağlı olarak kelime bulutunda *restoran* kelimesi bulunmaktadır.

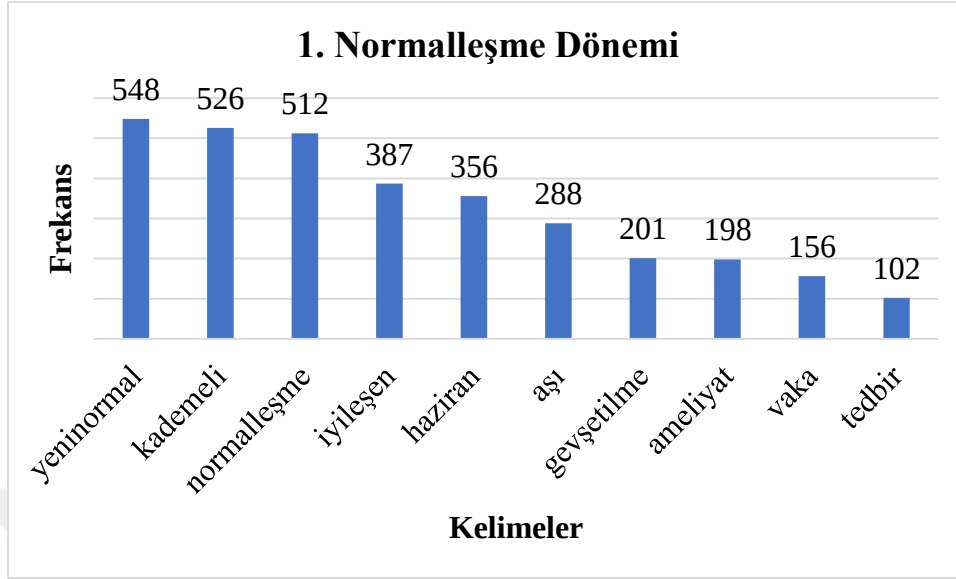
23 Eylül 2020 tarihinde HES (Hayat Eve Sığar) kodu tüm kamu kurum ve kuruluşlarında uygulanmaya başlanmıştır. Buna karşılık olarak *hes* kelimesi kelime bulutunda yüksek frekans sayısına sahip kelimelerden birisidir.

17 Kasım 2020'de açıklanan yeni tedbirler dahilinde ise; hafta sonları 10.00-20.00 saatleri dışında sokağa çıkma sınırlaması uygulanacağı, restoranların sadece paket servis hizmeti vereceği, AVM ve marketlerin saat 20.00'de kapanacağı belirtilmiştir.

Bu normalleşme adımları kapsamında *hes*, *gevşetilde*, *tedbir*, *PCR* kelimelerinin yüksek frekans sayısına sahip olarak kelime bulutunda yer aldığı görülmektedir.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.8'de görülmektedir.

Grafik 4.8 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



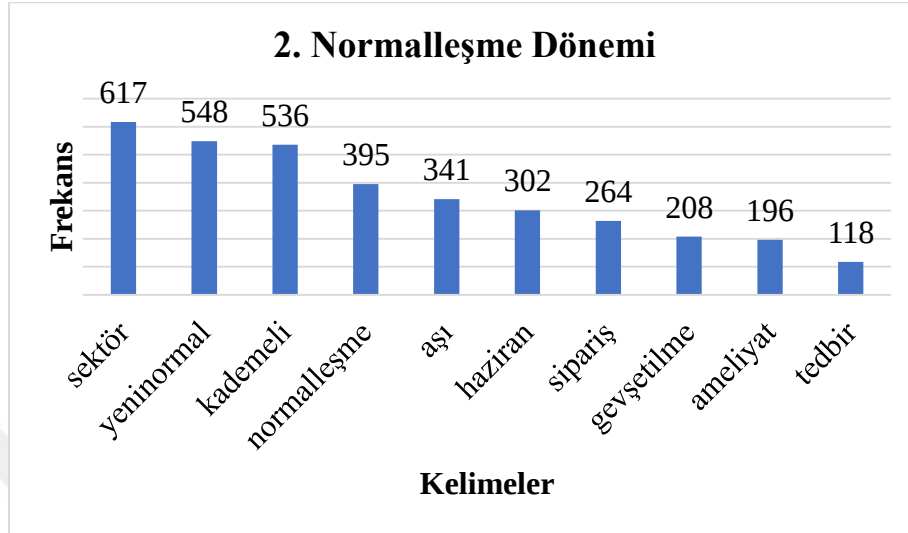
Buna göre; 1. sırada yer alan *yeninormal* kelimesinin frekans sayısı 548, 2. sırada yer alan *kademeli* kelimesinin frekans sayısı 526, 3. sırada yer alan *normalleşme* kelimesinin frekans sayısı 512, 4. sırada yer alan *iyileşen* kelimesinin frekans sayısı 387, 5. sırada yer alan *haziran* kelimesinin frekans sayısı 356, 6. sırada yer alan *aşı* kelimesinin frekans sayısı 288, 7. sırada yer alan *gevşetilme* kelimesinin frekans sayısı 201, 8. sırada yer alan *ameliyat* kelimesinin frekans sayısı 198, 9. sırada yer alan *vaka* kelimesinin frekans sayısı 156 ve 10. sırada yer alan *tedbir* kelimesinin frekans sayısı 102'dir.

4.3.1.2.2.2. 2. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 2. normalleşme dönemi için incelenen dönem Temmuz – Ağustos 2021 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 339,961'dir. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 198,167'dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.9'da gösterilmiştir.

Grafik 4.9 Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Buna göre; 1. sırada yer alan *sektör* kelimesinin frekans sayısı 617, 2. sırada yer alan *yeninormal* kelimesinin frekans sayısı 548, 3. sırada yer alan *kademeli* kelimesinin frekans sayısı 536, 4. sırada yer alan *normalleşme* kelimesinin frekans sayısı 395, 5. sırada yer alan *aşı* kelimesinin frekans sayısı 341, 6. sırada yer alan *haziran* kelimesinin frekans sayısı 302, 7. sırada yer alan *sipariş* kelimesinin frekans sayısı 264, 8. sırada yer alan *gevşetilme* kelimesinin frekans sayısı 208, 9. sırada yer alan *ameliyat* kelimesinin frekans sayısı 196 ve 10. sırada yer alan *tedbir* kelimesinin frekans sayısı 108'dir.

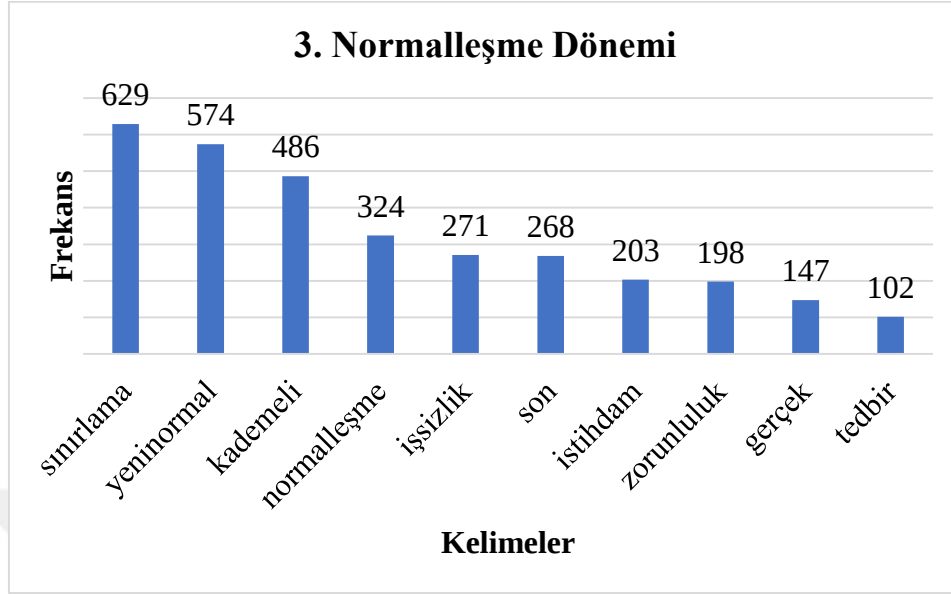
Şekil 4.9'a göre, 1. normalleşme döneminde frekans sayısı en yüksek olan kelimeler 2. normalleşme döneminde de hemen hemen yerini korumuştur; ancak sektör kelimesinin inşaat sektörüne yapmış olduğu vurguyla bu sektörde yaşanan mevcut iş düzeyindeki yükselişin Ekim ayından yaşanan durağanlaşmayla devam etmiş olması bu dönemin en dikkat çeken sonucudur.

4.3.1.2.2.3. 3. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 3. normalleşme dönemi için incelenen dönem Mart – Mayıs 2022 tarihleri arasını kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 855,838'dir. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 602,462'dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.10'da gösterilmiştir.

Grafik 4.10 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *sınırlama* kelimesinin frekans sayısı 629, 2. sırada yer alan *yeninormal* kelimesinin frekans sayısı 574, 3. sırada yer alan *kademeli* kelimesinin frekans sayısı 486, 4. sırada yer alan *normalleşme* kelimesinin frekans sayısı 324, 5. sırada yer alan *işsizlik* kelimesinin frekans sayısı 271, 6. sırada yer alan *son* kelimesinin frekans sayısı 268, 7. sırada yer alan *istihdam* kelimesinin frekans sayısı 203, 8. sırada yer alan *zorunluluk* kelimesinin frekans sayısı 198, 9. sırada yer alan *gerçek* kelimesinin frekans sayısı 147 ve 10. sırada yer alan *tedbir* kelimesinin frekans sayısı 102’dir.

2. normalleşme dönemi ile karşılaştırıldığında *yeninormal*, *kademeli*, *normalleşme* kelimelerinin bulundukları sırayı koruyarak sırasıyla yine 2., 3. ve 4. sırada yer aldıkları görülmektedir. Yani her iki analiz dönemi boyunca tweetlerde en sık kullanılan kelimeler olma özelliklerini kaybetmemişlerdir. 1. normalleşme döneminde ise bu kelimelerin en yüksek frekanslı ilk 3 kelime oldukları görülmektedir. Yani normalleşme dönemlerini en iyi yansıtan 3 kelime olma özelliği taşımaktadırlar.

4.3.2. Eğitim Alanında Veri Analizi

4.3.2.1. Pandemi Öncesi Dönem İçin Veri Analizi

Pandemi öncesi için incelenen dönem Mart 2019 – Şubat 2020 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 1165,432’dir. Önışleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 952,880’dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.11’de gösterilmiştir.

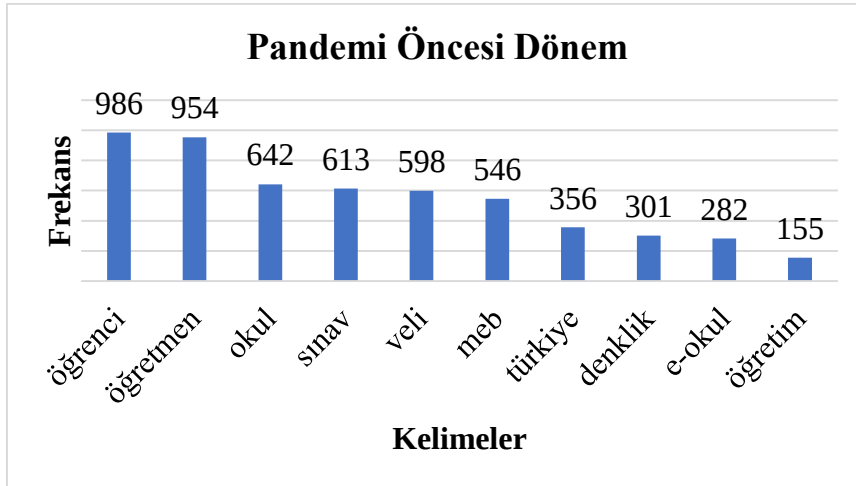
Şekil 4.11 Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu



Pandemi öncesi dönemde eğitim için oluşturulan kelime bulutu incelendiğinde *öğrenci* ve *öğretmen* kelimelerinin en yüksek frekanslı kelimeler olduğu görülmektedir. Bu kelimeleri takiben *okul*, *sınav*, *veli*, *meb*, *türkiye*, *denklik*, *e-okul*, *öğretim*, *sistem* kelimelerinin de diğer kelimelere kıyasla yüksek frekanslı olduğu görülmektedir.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.11’de görülmektedir.

Grafik 4.11. Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *öğrenci* kelimesinin frekans sayısı 986, 2. sırada yer alan *öğretmen* kelimesinin frekans sayısı 954, 3. sırada yer alan *okul* kelimesinin frekans sayısı 642, 4. sırada yer alan *sınav* kelimesinin frekans sayısı 613, 5. sırada yer alan *veli* kelimesinin frekans sayısı 598, 6. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 546, 7. sırada yer alan *türkiye* kelimesinin frekans sayısı 356, 8. sırada yer alan *denklik*

kelimesinin frekans sayısı 301, 9. sırada yer alan *e-okul* kelimesinin frekans sayısı 282 ve 10. sırada yer alan *öğretim* kelimesinin frekans sayısı 155'tir.

4.3.2.2. Pandemi Dönemi İçin Veri Analizi

4.3.2.2.1. Pik Dönemleri İçin Veri Analizi

4.3.2.2.1.1. 1. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 1. pik dönemi için incelenen dönem Mart – Mayıs 2020 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 593,109’dur. Önişleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 385,215’dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.12 ‘de gösterilmiştir.

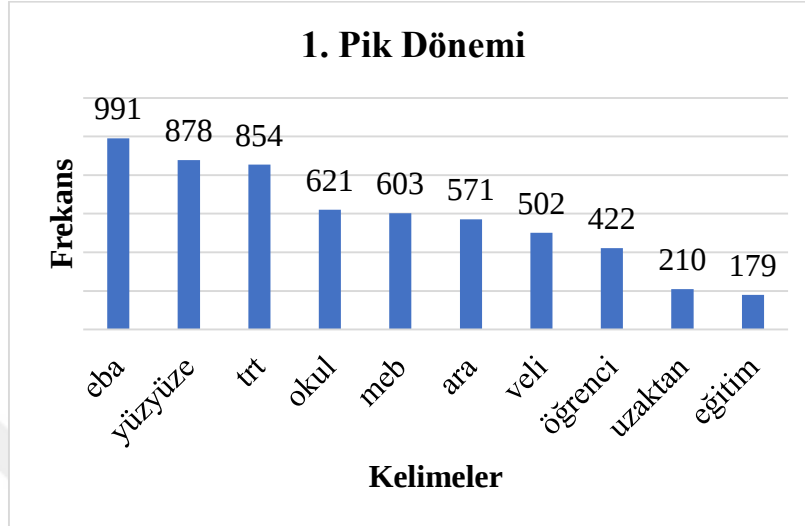
Şekil 4.12 Pandeminin 1.Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu



Pandeminin 1.pik döneminde kelime bulutunda görülen en yüksek frekansa sahip olan kelime *yüzyüze* kelimesidir. Koronavirüs salgınının başlaması ile birlikte *yüzyüze eğitime* ara verilerek *uzaktan* eğitime geçilmiştir. Ülkede *ilkokul*, *ortaokul* ve *liselerde* eğitim-öğretim askıya alınırken, bütün üniversitelerde bahar dönemi *dersleri* iptal edilerek sınavlar ertelenmiştir. Dönemin Milli Eğitim Bakanı Ziya SELÇUK'tur (*meb*, *ziya selçuk*). Kendisi haftalık ders programlarının yapılandırılarak EBA, Eba TV internet ve Türkiye Radyo Televizyon Kurumu ile televizyondan gerekli telafi eğitim desteği sunulacağını, eğitimin aksamaması için tedbirlerin alındığını açıklamıştır. İlkokul öğrencileri derslerini *trt* kanalı olan *eba* üzerinden takip etmişlerdir. Uzaktan eğitime ilişkin içeriklerin ve sürecin yol haritasının hazırlandığı, 23 Mart haftası itibarıyla planlama ve altyapı hazırlıklarının tamamlandığı açıklanmıştır. Eğitimin ilk dersinin Selçuk tarafından verileceği belirtilmiştir.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.12’de görülmektedir.

Grafik 4.12 Pandeminin 1. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



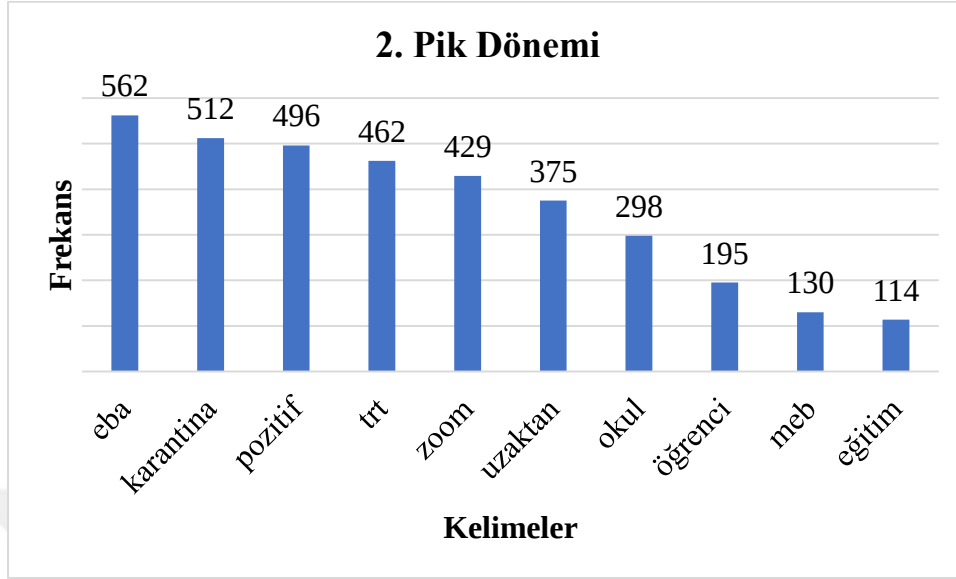
Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *eba* kelimesinin frekans sayısı 991, 2. sırada yer alan *yüzyüze* kelimesinin frekans sayısı 878, 3. sırada yer alan *trt* kelimesinin frekans sayısı 854, 4. sırada yer alan *okul* kelimesinin frekans sayısı 621, 5. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 603, 6. sırada yer alan *ara* kelimesinin frekans sayısı 571, 7. sırada yer alan *veli* kelimesinin frekans sayısı 502, 8. sırada yer alan *öğrenci* kelimesinin frekans sayısı 422, 9. sırada yer alan *uzaktan* kelimesinin frekans sayısı 210 ve 10. sırada yer alan *eğitim* kelimesinin frekans sayısı 179’dur.

4.3.2.2.1.2. 2. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 2. pik dönemi için incelenen dönem Aralık 2020 – Ocak 2021 tarihleri arasını kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 572,323’tür. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 394,218’dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.13’te gösterilmiştir.

Grafik 4.13 Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *eba* kelimesinin frekans sayısı 562, 2. sırada yer alan *karantina* kelimesinin frekans sayısı 512, 3. sırada yer alan *pozitif* kelimesinin frekans sayısı 496, 4. sırada yer alan *trt* kelimesinin frekans sayısı 462, 5. sırada yer alan *zoom* kelimesinin frekans sayısı 429, 6. sırada yer alan *uzaktan* kelimesinin frekans sayısı 375, 7. sırada yer alan *okul* kelimesinin frekans sayısı 298, 8. sırada yer alan *öğrenci* kelimesinin frekans sayısı 195, 9. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 130 ve 10. sırada yer alan *eğitim* kelimesinin frekans sayısı 114'tür.

1. pik ve 2. pik dönemi karşılaştırıldığında *eba* kelimesinin her iki dönemde de en yüksek frekansa sahip olan kelime olduğu görülmektedir. Her iki analiz döneminde de yüksek frekanslı olarak elde edilen kelimeler *trt*, *okul*, *meb*, *öğrenci*, *uzaktan* ve *eğitim*dir. 1. pik döneminde frekans 991 olan *eba* kelimesinin 2. pik döneminde frekans sayısının 562'ye düşmüş olması EBA üzerinden eğitim alan çocukların yayın ile ilgili olarak yaşadıkları sıkıntılar dolayısıyla EBA'nın ilk popülerliğini yitirmiş olması olabilir.

4.3.2.2.1.3. 3. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 3. pik dönemi için incelenen dönem Nisan - Mayıs 2021 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 638,117'tür. Önışleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 421,312'dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.14'te gösterilmiştir.

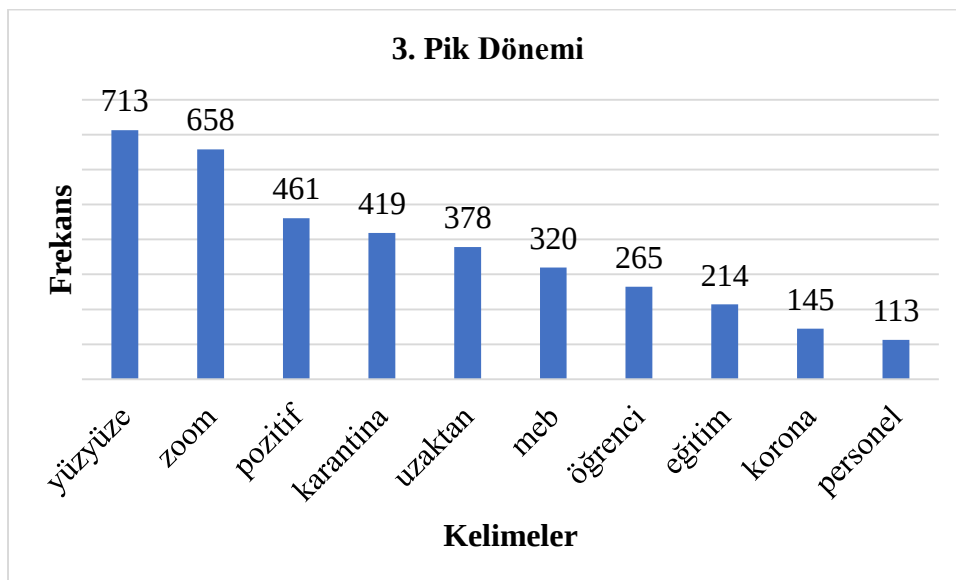
Şekil 4.14 Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu



Pandeminin 3. pik döneminde tweetler arasında en çok tekrarlanan *yüzyüze* kelimesi olmuştur. Bu kelimeyi takip eden yüksek frekanslı kelimeler sırasıyla *zoom*, *pozitif*, *karantina*, *uzaktan*, *meb*, *öğrenci*, *eğitim*, *korona*, *personel*, *korona*, *endişe*, *ilkokul*, *ortaokul*dur.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.14'te görülmektedir.

Grafik 4.14 Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *yüzyüze* kelimesinin frekans sayısı 713, 2. sırada yer alan *zoom* kelimesinin frekans sayısı 658, 3. sırada yer alan *pozitif* kelimesinin frekans sayısı 461, 4. sırada yer alan *karantina* kelimesinin frekans sayısı 419, 5. sırada yer alan *uzaktan* kelimesinin frekans sayısı 378, 6. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 320,

7. sırada yer alan *öğrenci* kelimesinin frekans sayısı 265, 8. sırada yer alan *eğitim* kelimesinin frekans sayısı 214, 9. sırada yer alan *korona* kelimesinin frekans sayısı 145 ve 10. sırada yer alan *personel* kelimesinin frekans sayısı 113'tür.

4.3.2.2.1.4. 4. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 4. pik dönemi için incelenen dönem Ağustos – Ekim 2021 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 965,803’tür. Önişleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 712,522’dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.15'te gösterilmiştir.

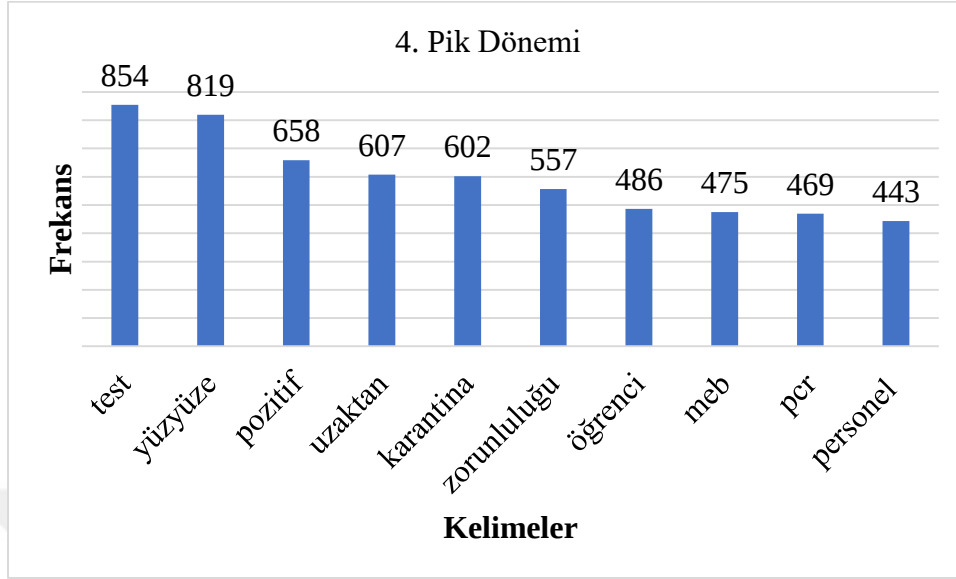
Şekil 4.15 Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu



Pandeminin 4. pik döneminde için oluşturulan kelime bulutunda en yüksek frekans değerine sahip olan kelimenin *test* olduğu görülmektedir. Bu kelimeyi kendisine çok yakın tekrar sayısı ile *yüzyüze* kelimesi takip etmektedir. 4. pik döneminin diğer yüksek frekanslı kelimeleri *pozitif*, *uzaktan*, *karantina*, *zorunluluğu*, *öğrenci*, *meb*, *pcr*, *personel*, *korona*, *ilkokul*, *dayanak*, *e-okuldur*.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.15'te görülmektedir.

Grafik 4.15 Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



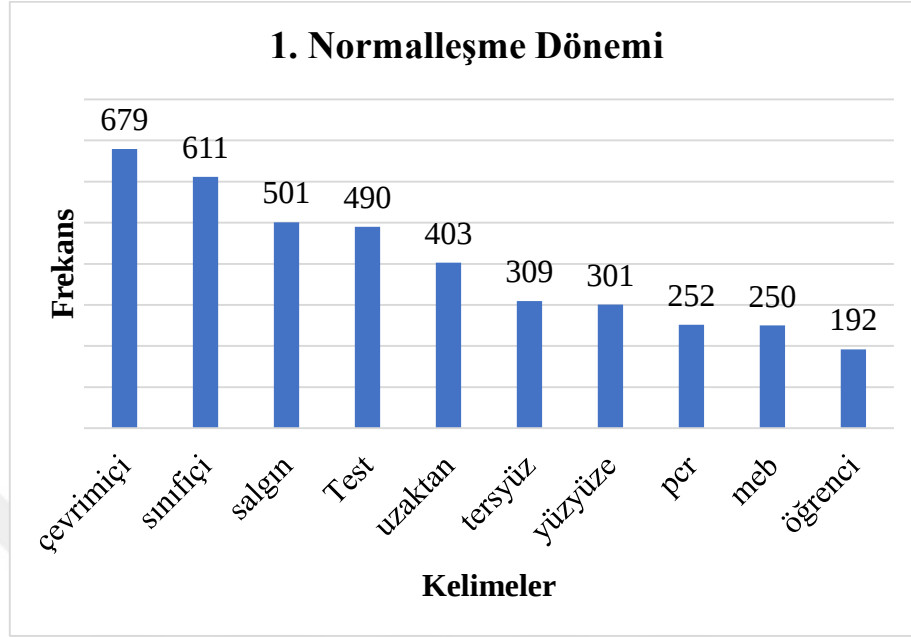
Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *test* kelimesinin frekans sayısı 854, 2. sırada yer alan *yüzyüze* kelimesinin frekans sayısı 819, 3. sırada yer alan *pozitif* kelimesinin frekans sayısı 658, 4. sırada yer alan *uzaktan* kelimesinin frekans sayısı 607, 5. sırada yer alan *karantina* kelimesinin frekans sayısı 602, 6. sırada yer alan *zorunluluğu* kelimesinin frekans sayısı 557, 7. sırada yer alan *öğrenci* kelimesinin frekans sayısı 486, 8. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 475, 9. sırada yer alan *pcr* kelimesinin frekans sayısı 469 ve 10. sırada yer alan *personel* kelimesinin frekans sayısı 443'tür.

4.3.2.2.1.5. 5. Pik Dönemi İçin Veri Analizi

Pandeminin 5. pik dönemi için incelenen dönem Ocak – Şubat 2022 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 659,334'tür. Ön işleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 403,551'dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.16'da gösterilmiştir.

Grafik 4.17 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *çevrimiçi* kelimesinin frekans sayısı 679, 2. sırada yer alan *sınıfıçi* kelimesinin frekans sayısı 611, 3. sırada yer alan *salgın* kelimesinin frekans sayısı 501, 4. sırada yer alan *test* kelimesinin frekans sayısı 490, 5. sırada yer alan *uzaktan* kelimesinin frekans sayısı 403, 6. sırada yer alan *tersyüz* kelimesinin frekans sayısı 309, 7. sırada yer alan *yüzyüze* kelimesinin frekans sayısı 301, 8. sırada yer alan *pcr* kelimesinin frekans sayısı 252, 9. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 250 ve 10. sırada yer alan *öğrenci* kelimesinin frekans sayısı 192'dir.

4.3.2.2.2. 2. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi

2. normalleşme dönemi için incelenen dönem Temmuz – Ağustos 2021 tarihleri arasını kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 715,046'dır. Önişleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 552,664'tür.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Grafik 4.18'de gösterilmiştir.

kreş kelimesinin frekans sayısı 298, 9. sırada yer alan *seyahat* kelimesinin frekans sayısı 212 ve 10. sırada yer alan *eşzamanlı* kelimesinin frekans sayısı 103'tür.

4.3.2.2.2.3. 3. Normalleşme Dönemi İçin Veri Analizi

3. normalleşme dönemi için incelenen dönem Mart – Mayıs 2022 tarihleri arasında kapsamaktadır. Bu dönem için çekilen ham tweet sayısı 756,988’dir. Önişleme aşamasından sonra geriye kalan temizlenmiş tweet sayısı ise 511,220’dir.

Veri analizi yapılan dönem için elde edilen kelime bulutu Şekil 4.19'da gösterilmiştir.

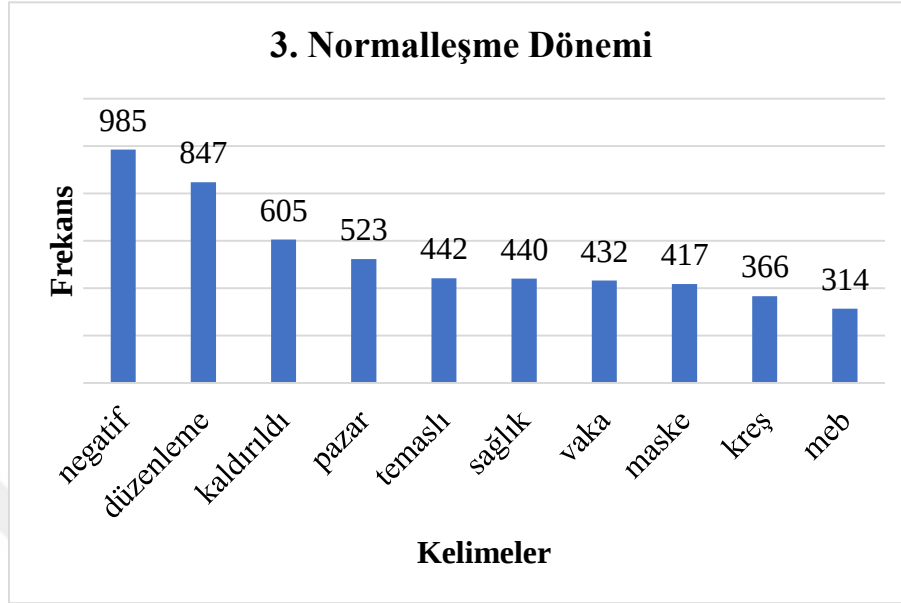
Şekil 4.19 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Kelime Bulutu



Pandeminin 3. normalleşme döneminde de 2. normalleşme döneminde olduğu gibi en yüksek frekansa sahip kelimenin *negatif* olduğu görülmektedir. Takip eden diğer yüksek frekanslı kelimeler *düzenleme*, *kaldırıldı*, *pazar*, *temaslı*, *sağlık*, *vaka*, *maske*, *kreş*, *meb*, *eşzamanlı*, *öğrenci*, *eğitim* şeklinde bulunmuştur.

Kelime bulutunda yer alan kelimelerden frekansı en yüksek olan ilk 10 kelime Grafik 4.19'da görülmektedir.

Grafik 4.19 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweetlere Ait Kelime Frekansları



Kelime frekanslarına bakıldığında; 1. sırada yer alan *negatif* kelimesinin frekans sayısı 985, 2. sırada yer alan *düzenleme* kelimesinin frekans sayısı 847, 3. sırada yer alan *kaldırıldı* kelimesinin frekans sayısı 605, 4. sırada yer alan *pazar* kelimesinin frekans sayısı 523, 5. sırada yer alan *temashı* kelimesinin frekans sayısı 442, 6. sırada yer alan *sağlık* kelimesinin frekans sayısı 440, 7. sırada yer alan *vaka* kelimesinin frekans sayısı 432, 8. sırada yer alan *maske* kelimesinin frekans sayısı 417, 9. sırada yer alan *kreş* kelimesinin frekans sayısı 366 ve 10. sırada yer alan *meb* kelimesinin frekans sayısı 314'tür.

4.4. Duygu Analizi

Bu bölümde çekilen tweetler üzerinden ekonomi ve eğitim alanlarında ayrı ayrı duygu analizi yapılmıştır. Duygu analizi yapabilmek için öncelikle her bir tweet için tweet puanları hesaplanmıştır. Daha sonra bu tweet puanları kullanılarak duygu skorları elde edilmiştir.

4.4.1. Ekonomi Alanında Duygu Analizi

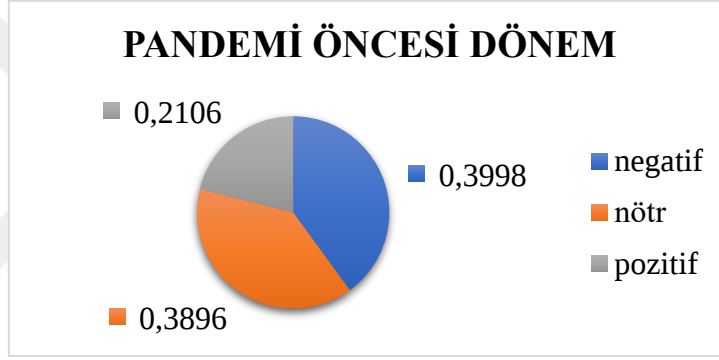
4.4.1.1. Pandemi Öncesi Dönem İçin Duygu Analizi

Pandemi öncesi dönemde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.4'te verilmiştir.

Tablo 4.4 Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
2	27	259	1785	20954	294022	309073	158998	7652	335	7	1

Buna göre; tweet puanı -6 olan 2 tweet, -5 olan 27 tweet, -4 olan 259 tweet, -3 olan 1785 tweet, -2 olan 20954 tweet, -1 olan 294022 tweet, 0 olan 309073 tweet, 1 olan 158998 tweet, 2 olan 7652 tweet, 3 olan 335 tweet, 4 olan 7 tweet, 5 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 317,049; toplam nötr tweet sayısı 309,073; toplam pozitif tweet sayısı 166,993'tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %53'tür. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -0,21072'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.20'de gösterilmiştir.

Grafik 4.20 Pandemi Öncesi Dönemde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği

Grafik 4.20'ye göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %39,98'i negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı da %38,96 olmak üzere hemen hemen negatif duygulara eşittir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %21,06'dır.

4.4.1.2. Pandemi Dönemi İçin Duygu Analizi

4.4.1.2.1. Pik Dönemleri İçin Duygu Analizi

4.4.1.2.1.1. 1. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

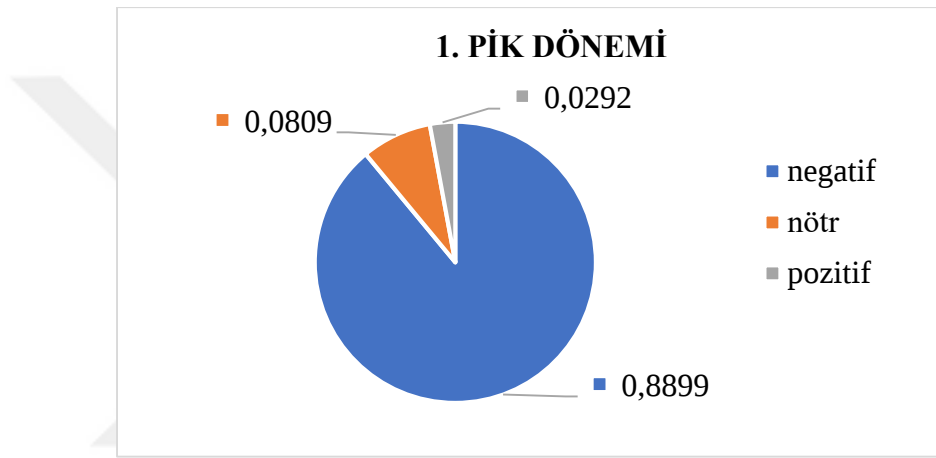
Pandeminin 1. pik döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.5'te verilmiştir.

Tablo 4.5 Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3
15	56	98	147	257	315	1024	75648	150457	20745	6895	570	8

Buna göre; tweet puanı -9 olan 15 tweet, -8 olan 56 tweet, -7 olan 98 tweet, -6 olan 147 tweet, -5 olan 257 tweet, -4 olan 315 tweet, -3 olan 1024 tweet, -2 olan 75648 tweet, -1 olan 150457 tweet, 0 olan 20745 tweet, 1 olan 6895 tweet, 2 olan 570 tweet, 3 olan 8 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 228,017; toplam nötr tweet sayısı 20,745; toplam pozitif tweet sayısı 7476'tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %0,33'tür. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -1,17651'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.21'de gösterilmiştir.

Grafik 4.21 Pandeminin 1. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.21'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %88,99'u negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %8,09'dur. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %2,92'dir.

4.4.1.2.1.2. 2. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

Pandeminin 2. pik döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.6'da verilmiştir.

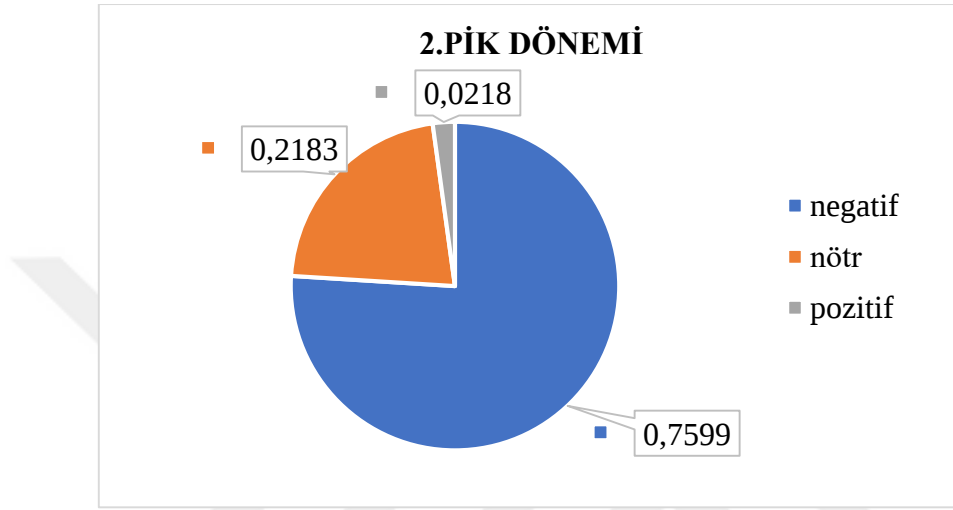
Tablo 4.6. Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
9	26	75	1101	1945	22175	55547	23236	1285	756	252	17	8	1

Buna göre; tweet puanı -7 olan 9 tweet, -6 olan 26 tweet, -5 olan 75 tweet, -4 olan 1101 tweet, -3 olan 1945 tweet, -2 olan 22175 tweet, -1 olan 55547 tweet, 0 olan 23236 tweet, 1 olan 1285 tweet, 2 olan 756 tweet, 3 olan 252 tweet, 4 olan 17 tweet, 5 olan 8 tweet, 6 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 80878; toplam nötr tweet sayısı 23236; toplam

pozitif tweet sayısı 2319’dur. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %2,87’dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -1,00592’dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.22’de gösterilmiştir.

Grafik 4.22 Pandeminin 2. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.22’ye göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %75,99’u negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %21,83’tür. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %2,18’dir.

4.4.1.2.1.3. 3. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

Pandeminin 3. pik döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.7’de verilmiştir.

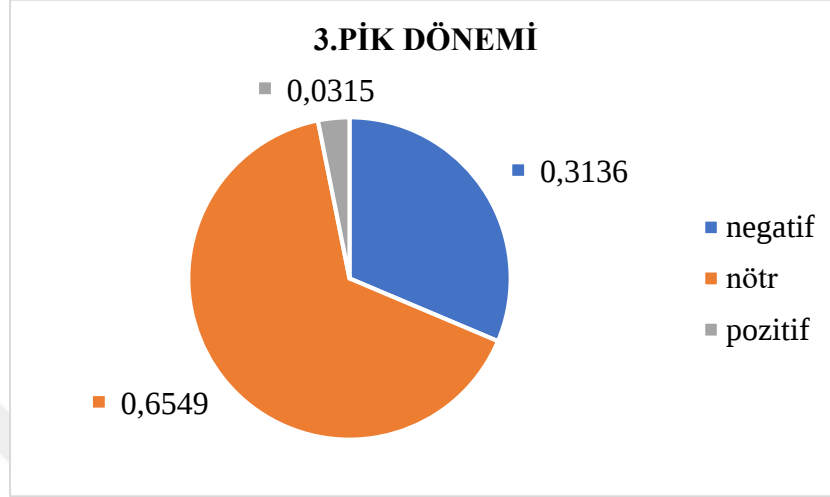
Tablo 4.7. Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8
2	17	32	1146	92438	195534	7569	1288	458	37	25	12	3	1

Buna göre; ; tweet puanı -5 olan 2 tweet, -4 olan 17 tweet, -3 olan 32 tweet, -2 olan 1146 tweet, -1 olan 92438 tweet, 0 olan 195534 tweet, 1 olan 7569 tweet, 2 olan 1288 tweet, 3 olan 458 tweet, 4 olan 37 tweet, 5 olan 25 tweet, 6 olan 12 tweet, 7 olan 3 tweet, 8 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 93635; toplam nötr tweet sayısı 195534; toplam pozitif tweet sayısı 9393’dür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %10,03’tür. Bu döneme

ilişkin duygu skoru ortalaması -0,27804'tür. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.23'te gösterilmiştir.

Grafik 4.23 Pandeminin 3. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.23'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %31,36'sı negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %65,49'dur. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %3,15'tir.

4.4.1.2.1.4. 4. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

Pandeminin 4. pik döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.8'de verilmiştir.

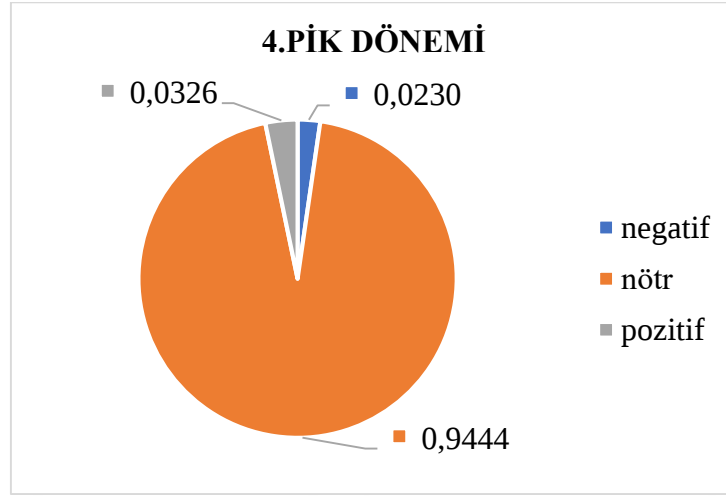
Tablo 4.8. Pandeminin 4. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7
1	6	13	24	175	12851	537695	17897	489	136	29	5	3	1

Buna göre; tweet puanı -6 olan 1 tweet, -5 olan 6 tweet, -4 olan 13 tweet, -3 olan 24 tweet, -2 olan 175 tweet, -1 olan 12851 tweet, 0 olan 537695 tweet, 1 olan 17897 tweet, 2 olan 489 tweet, 3 olan 136 tweet, 4 olan 29 tweet, 5 olan 5 tweet, 6 olan 3 tweet, 7 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 13070; toplam nötr tweet sayısı 537695; toplam pozitif tweet sayısı 18560'tır. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %1,42'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,010693'tür. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.24'te gösterilmiştir.

Grafik 4.24 Pandeminin 4. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu

Grafiği



Grafik 4.24'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %2,3'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %94,44'tür. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %3,26'dır.

4.4.1.2.1.5. 5. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

Pandeminin 5. pik döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.9'da verilmiştir.

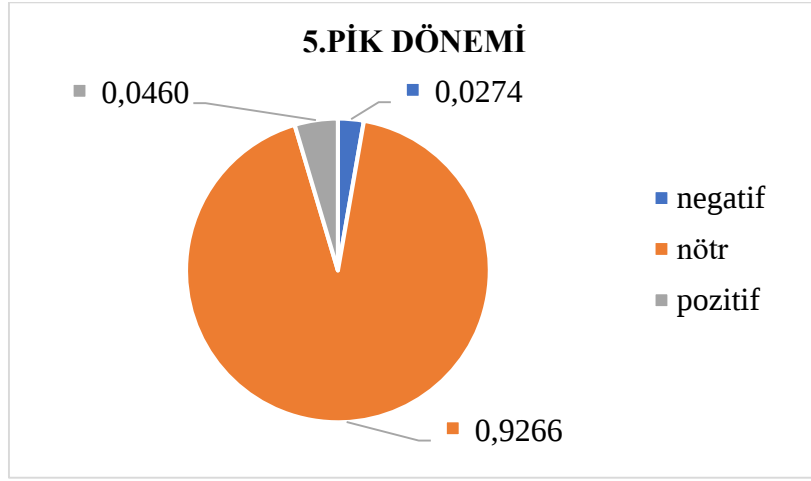
Tablo 4.9 Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	6	132	18692	636132	29545	1498	279	175	59	17	9	2	1

Buna göre; tweet puanı -4 olan 1 tweet, -3 olan 6 tweet, -2 olan 132 tweet, -1 olan 18692 tweet, 0 olan 636132 tweet, 1 olan 29545 tweet, 2 olan 1498 tweet, 3 olan 279 tweet, 4 olan 175 tweet, 5 olan 59 tweet, 6 olan 17 tweet, 7 olan 9 tweet, 8 olan 2 tweet, 9 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 18831; toplam nötr tweet sayısı 636132; toplam pozitif tweet sayısı 31585'tir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %1,68'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,0022701'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 5.25'te gösterilmiştir.

Grafik 4.25 Pandeminin 5. Pik Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu

Grafiği



Grafik 4.25'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %2,74'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %92,66'dır. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %4,6'dır.

4.4.1.2.2. Normalleşme Dönemleri İçin Duygu Analizi

4.4.1.2.2.1 1. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi

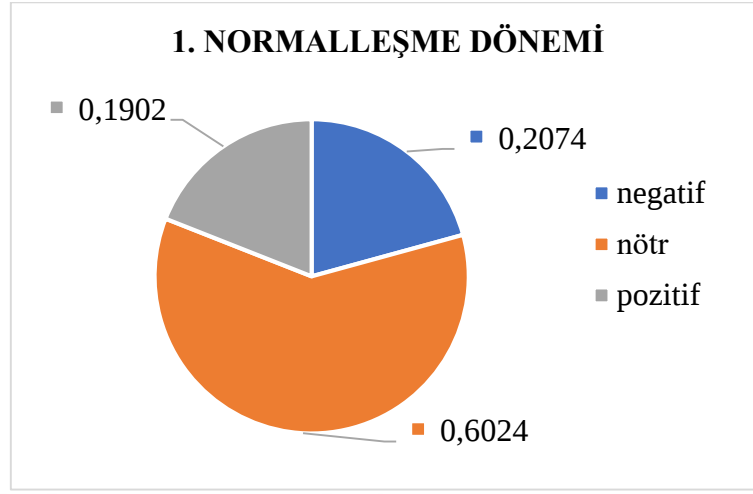
Pandeminin 1. normalleşme döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.10'da verilmiştir.

Tablo 4.10 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
1	2	19	257	32854	96235	21916	8346	117	5	2	1

Buna göre; tweet puanı -5 olan 1 tweet, -4 olan 2 tweet, -3 olan 19 tweet, -2 olan 257 tweet, -1 olan 32854 tweet, 0 olan 96235 tweet, 1 olan 21916 tweet, 2 olan 8346 tweet, 3 olan 117 tweet, 4 olan 5 tweet, 5 olan 2 tweet, 6 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 33133; toplam nötr tweet sayısı 96235; toplam pozitif tweet sayısı 30387'dir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı %91,71'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,034785'tir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.26'da gösterilmiştir.

Grafik 4.26 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.26'ya göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %20,74'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %60,24'tür. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %19,02'dir.

4.4.1.2.2.2. 2. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi

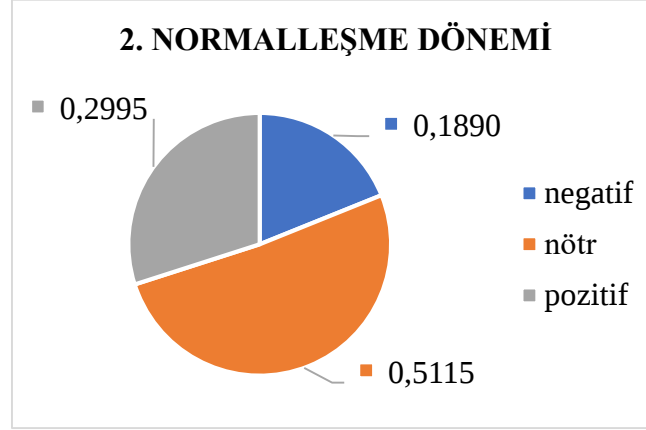
Pandeminin 2. normalleşme döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.11'de verilmiştir.

Tablo 4.11 Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7
2	6	712	36741	101362	52562	6741	21	12	5	2	1

Buna göre; tweet puanı -4 olan 2 tweet, -3 olan 6 tweet, -2 olan 712 tweet, -1 olan 36741 tweet, 0 olan 101362 tweet, 1 olan 52562 tweet, 2 olan 6741 tweet, 3 olan 21 tweet, 4 olan 12 tweet, 5 olan 5 tweet, 6 olan 2 tweet, 7 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 37461; toplam nötr tweet sayısı 101362; toplam pozitif tweet sayısı 59344'tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı 1,58'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,141335'tir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 5.27'de gösterilmiştir.

Grafik 4.27 Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.27'ye göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %18,9'u negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %51,15'tir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %29,95'tir.

4.4.1.2.2.3. 3. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi

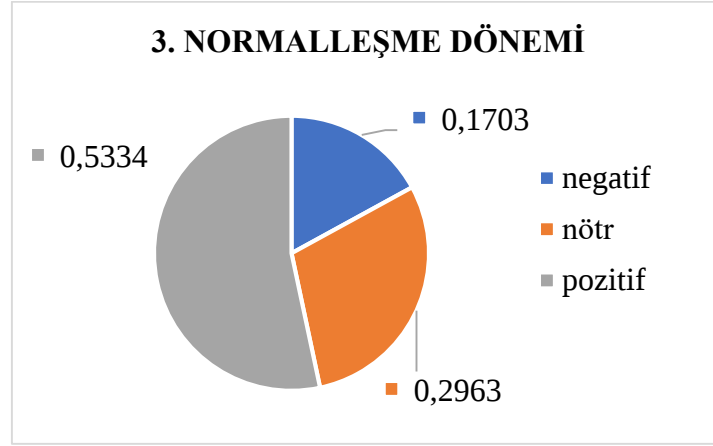
Pandeminin 3. normalleşme döneminde ekonomi alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.12'de verilmiştir.

Tablo 4.12 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8
1	16	102591	178530	291588	29587	102	25	12	7	2	1

Buna göre; tweet puanı -3 olan 1 tweet, -2 olan 16 tweet, -1 olan 102591 tweet, 0 olan 178530 tweet, 1 olan 291588 tweet, 2 olan 29587 tweet, 3 olan 102 tweet, 4 olan 25 tweet, 5 olan 12 tweet, 6 olan 7 tweet, 7 olan 2 tweet, 8 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 102608; toplam nötr tweet sayısı 178530; toplam pozitif tweet sayısı 321324'tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı 3,13'tür. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,41275'tir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 5.28'te gösterilmiştir.

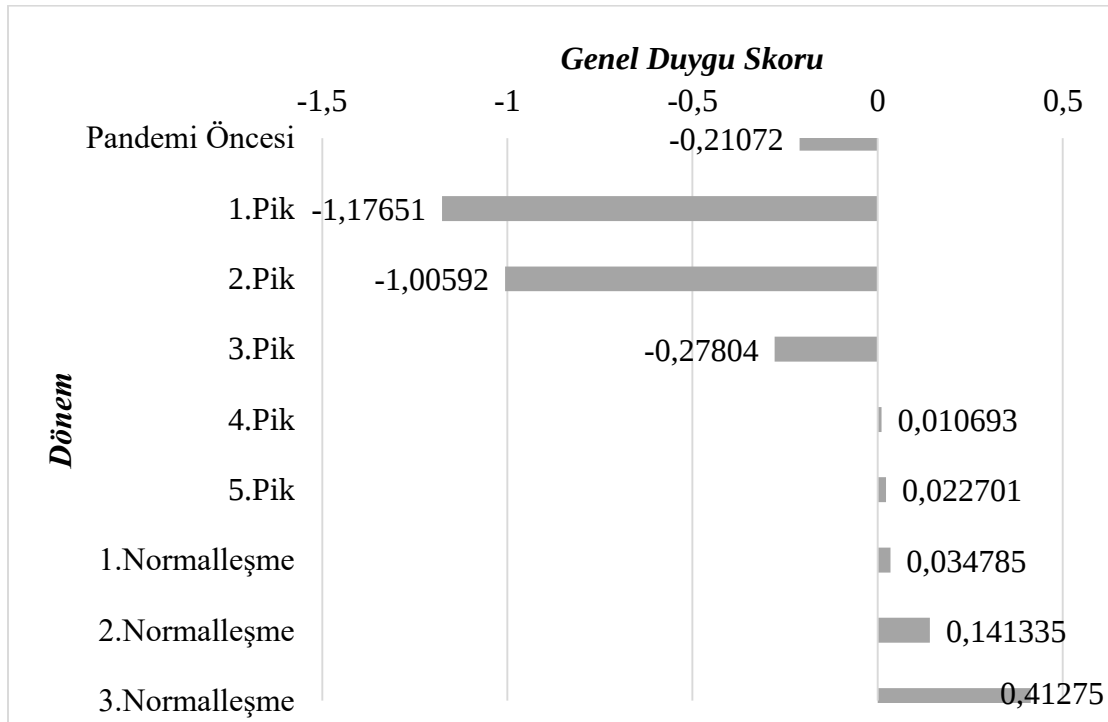
Grafik 4.28 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Ekonomi İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.28'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin yaklaşık olarak %17,03'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %29,63'tür. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %53,34'tür.

Ekonomi alanında pandemi öncesi, pandemi dönemi pik dönemleri ve pandemi dönemi normalleşme dönemleri için hesaplanan genel duygu skorları toplu olarak Grafik 4.29'da gösterilmiştir.

Grafik 4.29 Pandemi Öncesinde ve Pandemi Döneminde Ekonomi İçin Hesaplanan Genel Duygu Skorları



Tablo 4.13'te duygu analizi sonuçları her dönem için ayrı ayrı olacak şekilde verilmiştir. Pandemi öncesi dönem ve pandemi sonrası dönem karşılaştırılması yapılmış, ayrıca pandemi sonrası dönem kendi içinde pik dönemleri ve normalleşme dönemleri şeklinde sınıflandırılarak detaylı duygu analizi sonuçları verilmiştir.

Tablo 4.13 Ekonomi İçin Dönem Bazında Duygu Analizi Sonuçları

Dönem	Genel Duygu Skoru
• Pandemi Öncesi	-0,2107
• Pandemi Dönemi	-0,2298
• Pik Dönemleri	-0,4854
• Normalleşme Dönemleri	0,1963

Ekonomi için pandemi öncesi dönemde genel duygu skoru -0,2107 olarak elde edilmiştir. Bu değer mevcut durumda insanların ekonomiye bakış açısının zaten olumsuz yönlü olduğunu göstermektedir. Pik dönemlerinde ise insanların karantina, evden çalışma, işsizlik gibi pandemi kaynaklı nedenlerden dolayı yaşadıkları zor durumların genel duygu skoru değerini epey olumsuz yönde etkilediği görülmüştür (-0,4854). Normalleşme dönemlerinde ise insanların kısıtlı da olsa sosyalleşme gibi ihtiyaçlarını karşılaması, açılmalarla birlikte pandeminin bitebilecek olduğunu düşünmesi psikolojik olarak rahatlama sağlamış olabilir. Bunun da paylaşılan tweetlerdeki pozitif kelime sayısını arttırmış olabileceği düşünülmektedir (0,1963).

Pandemi dönemine genel olarak bakıldığında ise, genel duygu skoru -0,2298 olarak hesaplanmıştır. Pandemi öncesi döneme ilişkin genel duygu skorunun da -0,2107 olduğu dikkate alındığında, salgın süresince çok az bir negatif yönlü yükseliş olduğu görülmesine karşın insanların fikirlerinde pek bir değişiklik olmadığı söylenebilir; çünkü her iki dönem için de elde edilen genel duygu skoru değerlerinde önemli bir fark yoktur.

4.4.2. Eğitim Alanında Duygu Analizi

4.4.2.1. Pandemi Öncesi Dönem İçin Duygu Analizi

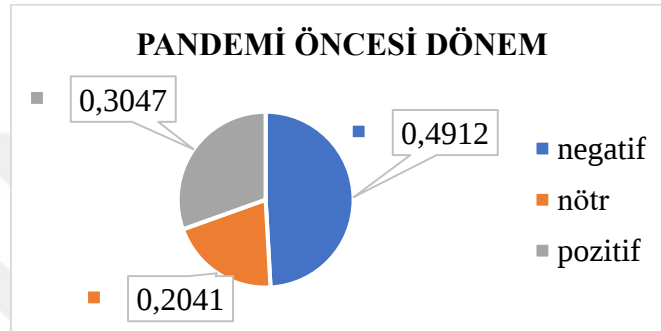
Pandemi öncesi dönemde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.14'te verilmiştir.

Tablo 4.14 Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
1	47	1221	114756	352008	194493	252649	36541	1148	15	1

Buna göre; tweet puanı -5 olan 1 tweet, -4 olan 47 tweet, -3 olan 1221 tweet, -2 olan 114756 tweet, -1 olan 352008 tweet, 0 olan 194493 tweet, 1 olan 252649 tweet, 2 olan 36541 tweet, 3 olan 1148 tweet, 4 olan 15 tweet, 5 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 468,033; toplam nötr tweet sayısı 194,493; toplam pozitif tweet sayısı 290,354'tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %62'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -0,2688'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.30'da gösterilmiştir.

Grafik 4.30. Pandemi Öncesi Dönemde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.30'a göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %49,12'si negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %20,41'dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %30,47'dir.

4.4.2.2. Pandemi Dönemi İçin Duygu Analizi

4.4.2.2.1. Pik Dönemleri İçin Duygu Analizi

4.4.2.2.1.1 1. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

Pandeminin 1. pik döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.15'te verilmiştir.

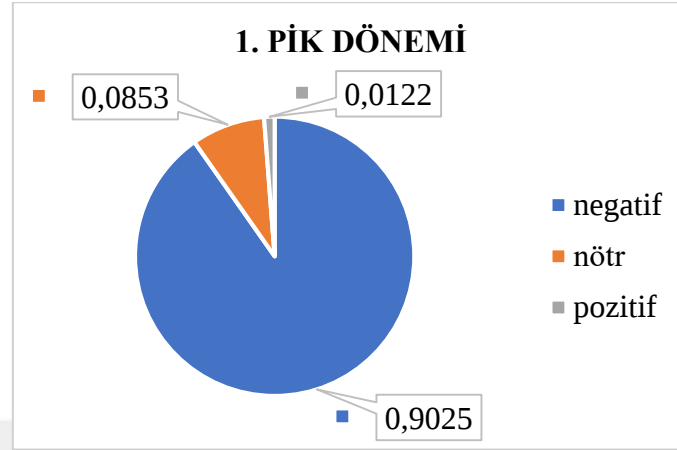
Tablo 4.15 Pandeminin 1. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3
3	12	28	164	24006	95805	227658	32851	4685	2	1

Buna göre; tweet puanı -7 olan 3 tweet, -6 olan 12 tweet, -5 olan 28 tweet, -4 olan 164 tweet, -3 olan 24006 tweet, -2 olan 95805 tweet, -1 olan 227658 tweet, 0 olan 32851 tweet, 1 olan 4685 tweet, 2 olan 2 tweet, 3 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 347,676; toplam nötr tweet sayısı 32,851; toplam pozitif tweet sayısı 4688'dir. Pozitif

tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %1,34'tür. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -1,2655'tir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.30'da gösterilmiştir.

Grafik 4.31 Pandeminin 1. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.31'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %90,25'i negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı % 8,53'tür. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %1,22'dir.

4.4.2.2.1.2 2. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

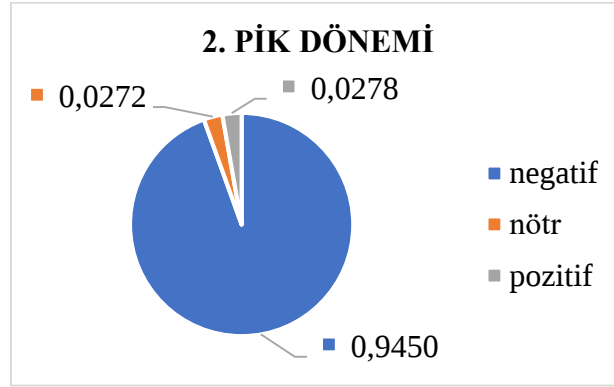
Pandeminin 2. pik döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.16'da verilmiştir.

Tablo 4.16 Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
2	5	19	37	12488	118447	241554	10715	10007	920	16	7	1

Buna göre; tweet puanı -7 olan 2 tweet, -6 olan 5 tweet, -5 olan 19 tweet, -4 olan 37 tweet, -3 olan 12488 tweet, -2 olan 118447 tweet, -1 olan 241554 tweet, 0 olan 10715 tweet, 1 olan 10007 tweet, 2 olan 920 tweet, 3 olan 16 tweet, 4 olan 7 tweet, 5 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 372,552; toplam nötr tweet sayısı 10,715; toplam pozitif tweet sayısı 10,943'tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %2,94'tür. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -1,2792'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.32'de gösterilmiştir.

Grafik 4.32 Pandeminin 2. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.32’de göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %94,50’si negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %2,72’dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %2,78’dir.

4.4.2.2.1.3 3. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

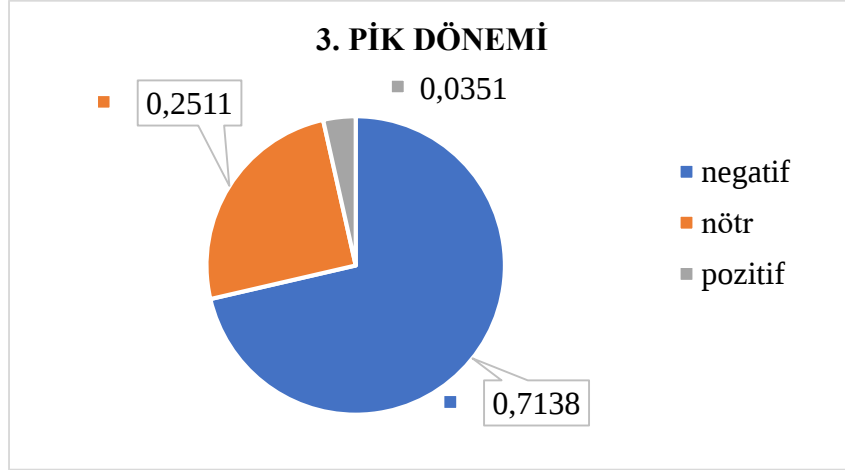
Pandeminin 3. pik döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.17’de verilmiştir.

Tablo 4.17 Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
1	2	7	12	1189	56985	242550	105773	10546	4228	15	3	1

Buna göre; tweet puanı -7 olan 1 tweet, -6 olan 2 tweet, -5 olan 7 tweet, -4 olan 12 tweet, -3 olan 1189 tweet, -2 olan 56985 tweet, -1 olan 242550 tweet, 0 olan 105773 tweet, 1 olan 10546 tweet, 2 olan 4228 tweet, 3 olan 15 tweet, 4 olan 3 tweet, 5 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 300,746; toplam nötr tweet sayısı 105,773; toplam pozitif tweet sayısı 14,793’tür. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %4,92’dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -0,8097’dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.33’te gösterilmiştir.

Grafik 4.33 Pandeminin 3. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.33'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %71,38'i negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %25,11'dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %3,51'dir.

4.4.2.2.1.4 4. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

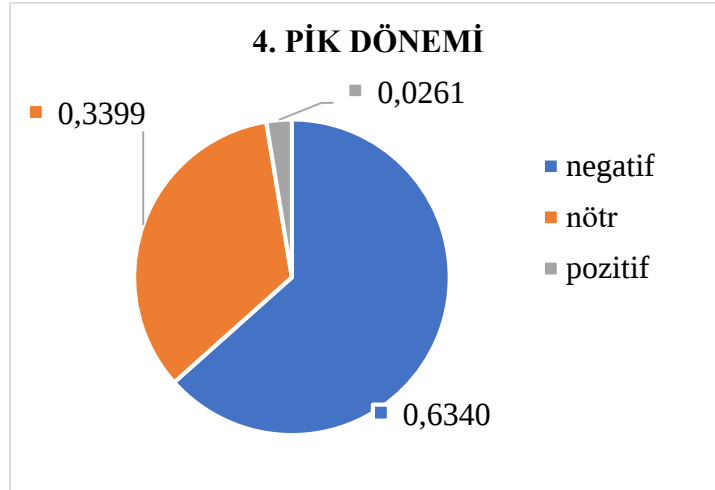
Pandeminin 4. pik döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.18'de verilmiştir.

Tablo 4.18 Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
1	5	143	1055	56442	394102	242202	16477	1266	658	167	3	1

Buna göre; tweet puanı -6 olan 1 tweet, -5 olan 5 tweet, -4 olan 143 tweet, -3 olan 1055 tweet, -2 olan 56442 tweet, -1 olan 394102 tweet, 0 olan 242202 tweet, 1 olan 16477 tweet, 2 olan 1266 tweet, 3 olan 658 tweet, 4 olan 167 tweet, 5 olan 3 tweet, 6 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 451,748; toplam nötr tweet sayısı 242,202; toplam pozitif tweet sayısı 18,571'dir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %4,11'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -0,6864'tür. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.34'te gösterilmiştir.

Grafik 4.34 Pandeminin 4. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.34'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %63,40'ı negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %33,99'dur. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %2,61'dir.

4.4.2.2.1.5 5. Pik Dönemi İçin Duygu Analizi

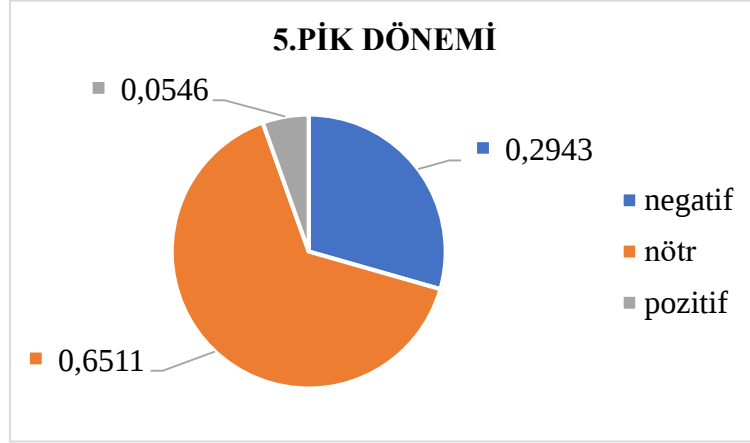
Pandeminin 5. pik döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.19'da verilmiştir.

Tablo 4.19 Pandeminin 5. Pik Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
2	17	96	216	118441	262767	20554	1417	28	12	1

Buna göre; tweet puanı -5 olan 2 tweet, -4 olan 17 tweet, -3 olan 96 tweet, -2 olan 216 tweet, -1 olan 118441 tweet, 0 olan 262767 tweet, 1 olan 20554 tweet, 2 olan 1417 tweet, 3 olan 28 tweet, 4 olan 12 tweet, 5 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 118,772; toplam nötr tweet sayısı 262,767; toplam pozitif tweet sayısı 22,012'dir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %18,53'tür. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -0,2372'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.34'te gösterilmiştir.

Grafik 4.35 Pandeminin 5. Pik Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.35'e göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %29,43'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %65,11'dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %5,46'dır.

4.4.2.2.2. Normalleşme Dönemleri İçin Duygu Analizi

4.4.2.2.2.1 1. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi

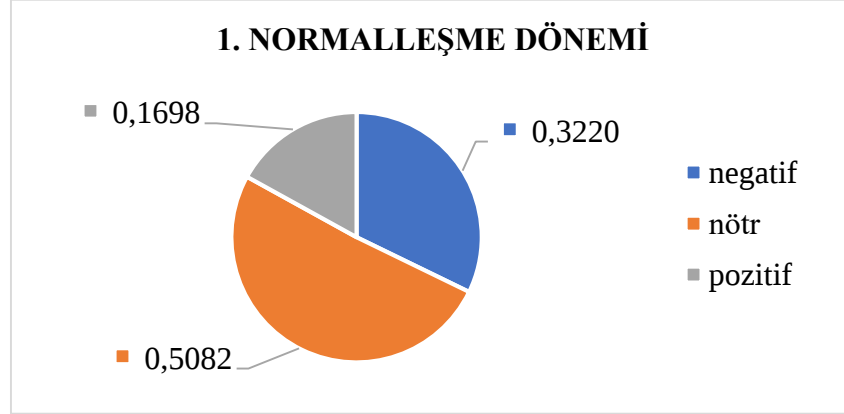
Pandeminin 1. normalleşme döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.20'de verilmiştir.

Tablo 4.20 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
2	8	918	48106	109446	250075	76800	5905	816	27	3	1

Buna göre; tweet puanı -5 olan 2 tweet, -4 olan 8 tweet, -3 olan 918 tweet, -2 olan 48106 tweet, -1 olan 109446 tweet, 0 olan 250075 tweet, 1 olan 76800 tweet, 2 olan 5905 tweet, 3 olan 816 tweet, 4 olan 27 tweet, 5 olan 3 tweet, 6 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 158,480; toplam nötr tweet sayısı 250,075; toplam pozitif tweet sayısı 83,552'dir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %52,72'dir. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması -0,2383'tür. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.36'da gösterilmiştir.

Grafik 4.36 Pandeminin 1. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.36'ya göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %32,20'si negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %50,82'dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %16,98'dir.

4.4.2.2.2 2. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi

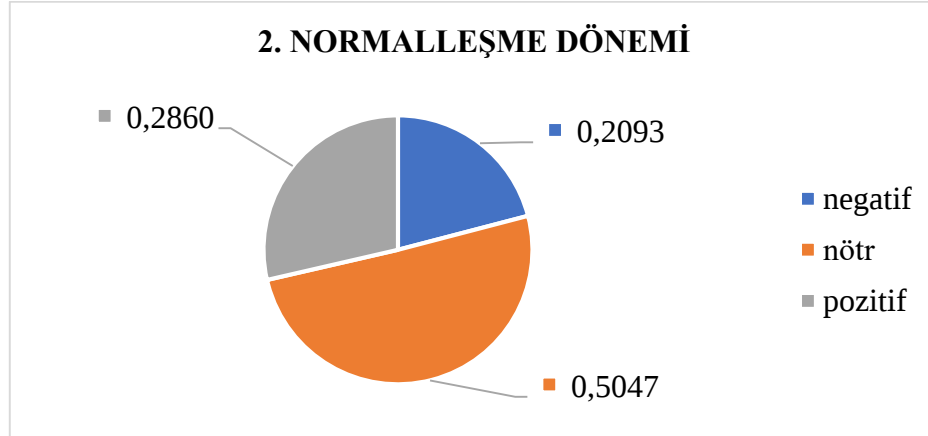
Pandeminin 2. normalleşme döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.21'de verilmiştir.

Tablo 4.21 Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5
1	5	28	178	115473	278914	156882	1162	17	3	1

Buna göre; tweet puanı -5 olan 1 tweet, -4 olan 5 tweet, -3 olan 28 tweet, -2 olan 178 tweet, -1 olan 115473 tweet, 0 olan 278914 tweet, 1 olan 156882 tweet, 2 olan 1162 tweet, 3 olan 17 tweet, 4 olan 3 tweet, 5 olan 1 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 115,685; toplam nötr tweet sayısı 278,914; toplam pozitif tweet sayısı 158,065'tir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %1,36'dır. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,07841'dir. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.37'de gösterilmiştir.

Grafik 4.37 Pandeminin 2. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu Grafiği



Grafik 4.37'ye göre pandemi öncesi dönemde atılan tweetlerin %20,93'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %50,47'dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %28,60'tır.

4.4.2.2.3 3. Normalleşme Dönemi İçin Duygu Analizi

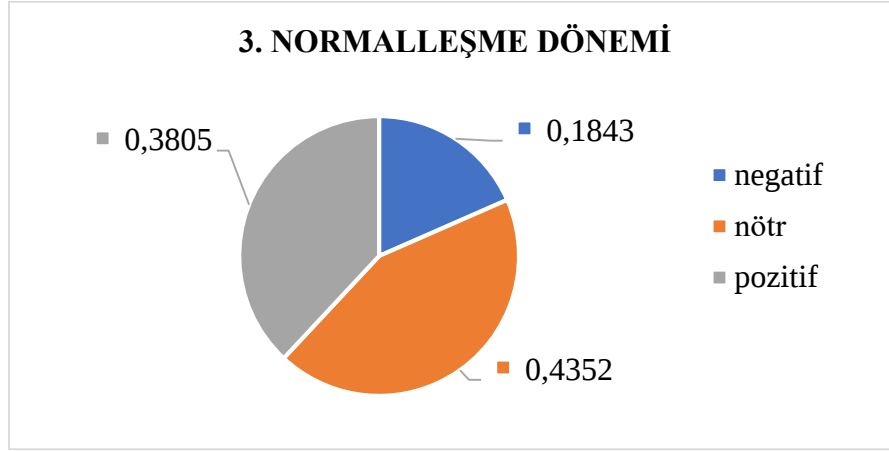
Pandeminin 3. normalleşme döneminde eğitim alanında çekilen tweetler için hesaplanan tweet puanları ve frekansları Tablo 4.22'de verilmiştir.

Tablo 4.22 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Atılan Tweet Puanları ve Frekansları

-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	7	8
18	1245	92944	222506	125315	52198	15804	1008	156	19	5	2

Buna göre; tweet puanı -3 olan 18 tweet, -2 olan 1245 tweet, -1 olan 92944 tweet, 0 olan 222506 tweet, 1 olan 125315 tweet, 2 olan 52198 tweet, 3 olan 15804 tweet, 4 olan 1008 tweet, 5 olan 156 tweet, 6 olan 19 tweet, 7 olan 5 tweet, 8 olan 2 tweet bulunmaktadır. Toplam negatif tweet sayısı 94,207; toplam nötr tweet sayısı 222,506; toplam pozitif tweet sayısı 194,507'dir. Pozitif tweetlerin negatif tweetlere oranı yaklaşık olarak %2,06'dır. Bu döneme ilişkin duygu skoru ortalaması 0,36503'tür. Elde edilen duygu skoru grafiği ise Grafik 4.38'de gösterilmiştir.

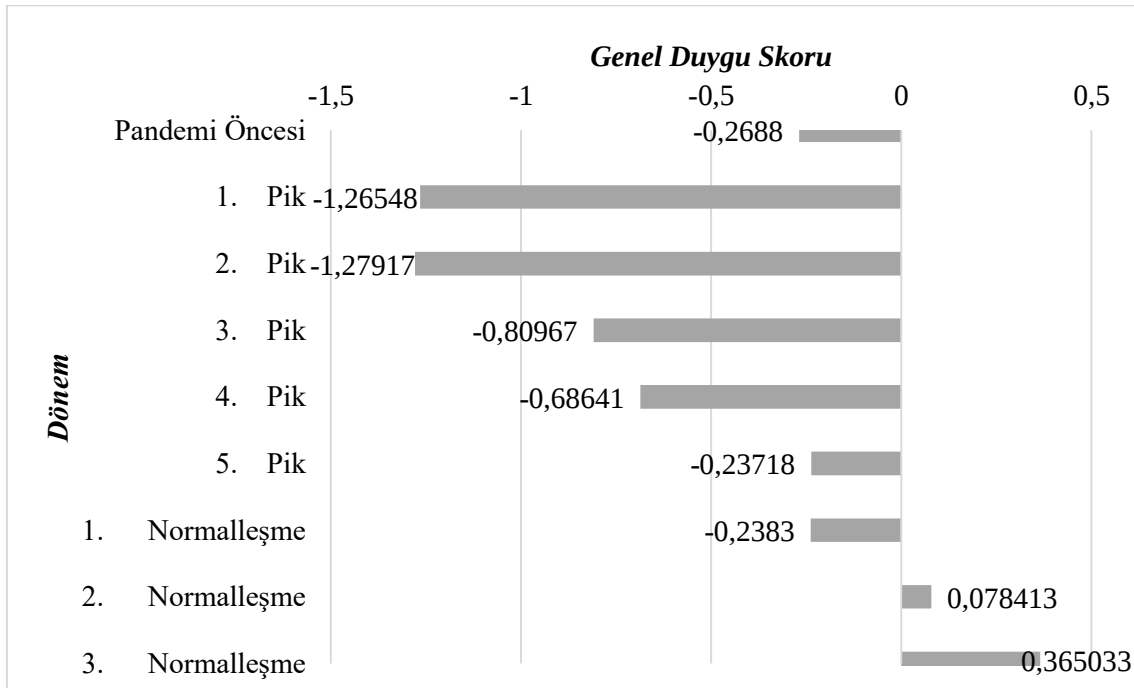
Grafik 4.38 Pandeminin 3. Normalleşme Döneminde Eğitim İçin Oluşturulan Duygu Durumu
Grafığı



Grafik 4.38'e göre pandeminin 3. normalleşme döneminde atılan tweetlerin %18,43'ü negatif duygu içermektedir. Nötr duygu içeren tweetlerin oranı %43,52'dir. Pozitif duygu içeren tweetlerin oranı ise %38,05'tir.

Eğitim alanında pandemi öncesi, pandemi dönemi pik dönemleri ve pandemi dönemi normalleşme dönemleri için hesaplanan genel duygu skorları dönem bazında detaylandırılmış olarak Grafik 4.39'da gösterilmiştir.

Grafik 4.39 Pandemi Öncesinde ve Pandemi Döneminde Eğitim İçin Hesaplanan Genel Duygu Skorları



Tablo 4.23'te duygu analizi sonuçları her dönem için ayrı ayrı olacak şekilde verilmiştir. Pandemi öncesi dönem ve pandemi sonrası dönem karşılaştırılması yapılmış, ayrıca pandemi sonrası dönem kendi içinde pik dönemleri ve normalleşme dönemleri şeklinde sınıflandırılarak detaylı duygu analizi sonuçları verilmiştir.

Tablo 4.23 Eğitim İçin Dönem Bazında Duygu Analizi Sonuçları

Dönem	Genel Duygu Skoru
• Pandemi Öncesi	-0,2688
• Pandemi Dönemi	-0,5091
• Pik Dönemleri	-0,8556
• Normalleşme Dönemleri	0,0684

Duygu analizi sonuçlarına göre; pandemi öncesi dönemde insanların Türkiye'deki eğitim durumu hakkında pek de olumlu bir düşünceye sahip olmadıkları görülmektedir. Pandemi öncesi dönem için elde edilen genel duygu skoru -0,2688'dir. Duygu skoru değerinin -1 ile +1 arasında bir değer aldığı göz önünde bulundurulduğunda hesaplanan değer uç bir negatif değer olmadığı, nötre yakın sayılabilecek bir yerde olduğu söylenebilir.

Pandemi döneminde ise genel duygu skoru -0,5091 olarak elde edilmiştir. Yaşanan koronavirüs salgını sürecinde okulların kapanması, yüz yüze eğitim olanaklarından mahrum kalma, online eğitim yapmak zorunda kalma gibi nedenler insanların eğitim hakkındaki fikirlerini daha da olumsuz yönde değiştirmiştir. Pik dönemlerine bakıldığında genel duygu skorunun -0,8556 olarak daha da yüksek bir negatif değer aldığı görülmektedir.

Bunların aksine normalleşme dönemlerinde ise insan psikolojisi gereği doğal bir beklenti sonucu olarak eğitim karşısında pozitif bir yaklaşım sergilendiği açıktır. 0,0684 değeri nötre oldukça yakın bir değerdir; ancak pandemi ve sonucu olan karantina gibi insanları maddi manevi zorlayan böyle süreçlerde düşük de olsa eğitim hakkında pozitif düşüncelere sahip olduğunu görmek analiz açısından oldukça önemlidir. Normalleşme dönemlerindeki bu olumluya yakın yaklaşım, pik dönemlerindeki yüksek negatifliğin de ortalama negatif bir değere yaklaşmasında etkili olmuştur.

4.5. Makine Öğrenmesi

4.5.1. Ekonomi İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları

Pandemi öncesi, pik dönemleri ve normalleşme dönemleri için hesaplanan makine öğrenmesi sonuçları Tablo 4.24'te verilmiştir.

Tablo 4.24 Ekonomide Tüm Dönemler İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları

DÖNEMLER	ALGORİTMA		P	R	A	F
PANDEMİ ÖNCESİ	CART		0,64	0,76	0,39	0,34
	KNN		0,23	0,84	0,75	0,72
	NB		0,56	0,78	0,42	0,89
	RF		0,91	0,82	0,69	0,42
1.PİK	CART		0,26	0,65	0,78	0,92
	KNN		0,95	0,77	0,62	0,88
	NB		0,78	0,75	0,59	0,74
	RF		0,91	0,72	0,73	0,90
2.PİK	CART		0,71	0,56	0,24	0,78
	KNN		0,69	0,73	0,43	0,46
	NB		0,25	0,92	0,78	0,85
	RF		0,49	0,89	0,94	0,81
3.PİK	CART		0,70	0,38	0,88	0,37
	KNN		0,56	0,74	0,53	0,66
	NB		0,89	0,72	0,91	0,72
	RF		0,91	0,69	0,77	0,84
4.PİK	CART		0,36	0,95	0,49	0,39
	KNN		0,89	0,78	0,82	0,56
	NB		0,64	0,93	0,95	0,90
	RF		0,79	0,86	0,76	0,85
5.PİK	CART		0,59	0,62	0,68	0,54
	KNN		0,86	0,77	0,94	0,93
	NB		0,78	0,87	0,84	0,48
	RF		0,91	0,81	0,90	0,86
1.NORMALLEŞME	CART		0,61	0,38	0,49	0,91
	KNN		0,29	0,64	0,78	0,67
	NB		0,95	0,59	0,81	0,84
	RF		0,89	0,84	0,87	0,72
2.NORMALLEŞME	CART		0,76	0,63	0,64	0,61
	KNN		0,97	0,96	0,49	0,58
	NB		0,77	0,91	0,28	0,88

	RF		0,82	0,84	0,85	0,63
3.NORMALLEŞME	CART		0,96	0,58	0,79	0,72
	KNN		0,72	0,77	0,85	0,38
	NB		0,84	0,94	0,69	0,93
	RF		0,78	0,89	0,83	0,87

Makine öğrenmesi sonuçlarına göre pandemi öncesi dönemde P için en iyi sonucu RF, R ve A için en iyi sonucu KNN, F için en iyi sonucu NB algoritmaları vermiştir. Pik dönemlerine bakıldığında; 1. pik döneminde P ve R için en iyi sonucu KNN, A ve F-ölçütü için en iyi sonucu CART algoritmalarının verdiği görülmektedir. 2. pik döneminde; P için en iyi sonucu CART, R için en iyi sonucu NB, A için en iyi sonucu RF, F-ölçütü için en iyi sonucu NB algoritmaları vermiştir. 3. pik döneminde; P için en iyi sonucu RF, R için en iyi sonucu KNN, A için en iyi sonucu NB, F-ölçütü için en iyi sonucu RF algoritmaları vermiştir. 4. pik döneminde; P için en iyi sonucu KNN; R için en iyi sonucu CART, A ve F-ölçütü için en iyi sonucu NB algoritmaları vermiştir. 5. pik döneminde; P için en iyi sonucu RF, R için en iyi sonucu NB, a ve F-ölçütü için en iyi sonucu KNN algoritmaları vermiştir.

Normalleşme dönemlerine bakıldığında ise 1. normalleşme döneminde; P ve R için en iyi sonucu CART, R ve A için en iyi sonucu RF, F-ölçütü için en iyi sonucu NB algoritmaları vermiştir. 2. normalleşme döneminde; P, R ve F-ölçütü için en iyi sonucu RF, A için en iyi sonucu CART algoritmaları vermektedir. 3. normalleşme döneminde; P ve F-ölçütü için en iyi sonucu NB, R ve A için en iyi sonucu RF algoritmaları vermiştir.

4.5.2. Eğitim İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları

Pandemi öncesi, pik dönemleri ve normalleşme dönemleri için hesaplanan makine öğrenmesi sonuçları Tablo 4.25'te verilmiştir.

Tablo 4.25 Eğitimde Tüm Dönemler İçin Makine Öğrenmesi Sonuçları

DÖNEMLER	ALGORİTMA	P	R	A	F
PANDEMİ ÖNCESİ	CART	0,23	0,89	0,85	0,37
	KNN	0,65	0,70	0,62	0,72
	NB	0,88	0,73	0,91	0,74
	RF	0,93	0,82	0,92	0,95
1.PİK	CART	0,68	0,75	0,59	0,38
	KNN	0,71	0,55	0,94	0,74
	NB	0,85	0,71	0,89	0,82
	RF	0,70	0,65	0,88	0,56
2.PİK	CART	0,48	0,65	0,84	0,86
	KNN	0,29	0,80	0,61	0,71
	NB	0,79	0,92	0,69	0,73
	RF	0,95	0,73	0,37	0,46
3.PİK	CART	0,24	0,78	0,72	0,70
	KNN	0,39	0,85	0,23	0,73
	NB	0,89	0,69	0,87	0,84
	RF	0,82	0,71	0,75	0,59
4.PİK	CART	0,62	0,88	0,90	0,88
	KNN	0,68	0,92	0,71	0,29
	NB	0,95	0,77	0,93	0,89
	RF	0,89	0,70	0,94	0,81
5.PİK	CART	0,92	0,72	0,90	0,78
	KNN	0,65	0,59	0,35	0,82
	NB	0,80	0,86	0,85	0,72
	RF	0,94	0,81	0,89	0,95
1.NORMALLEŞME	CART	0,88	0,93	0,49	0,55
	KNN	0,39	0,32	0,46	0,73
	NB	0,78	0,48	0,82	0,88
	RF	0,82	0,71	0,92	0,65
2.NORMALLEŞME	CART	0,92	0,78	0,95	0,86
	KNN	0,73	0,27	0,93	0,70
	NB	0,79	0,72	0,78	0,62

	RF	0,93	0,91	0,88	0,89
3.NORMALLEŞME	CART	0,82	0,57	0,72	0,73
	KNN	0,61	0,65	0,87	0,76
	NB	0,92	0,82	0,71	0,89
	RF	0,85	0,88	0,92	0,85

Makine öğrenmesi sonuçlarına göre pandemi öncesi dönemde P için en iyi sonucu NB, R için en iyi sonucu CART, A ve F-ölçütü için en iyi sonucu RF algoritmaları vermiştir. 1. pik döneminde; P ve F-ölçütü için en iyi sonucu NB, R için en iyi sonucu CART, A için en iyi sonucu KNN algoritmaları vermiştir. 2. pik döneminde P için en iyi sonucu RF, R için en iyi sonucu NB, A ve F-ölçütü için en iyi sonucu CART algoritmaları vermiştir. 3. pik döneminde; P, A ve F-ölçütü için en iyi sonucu NB ve R için en iyi sonucu KNN algoritmaları vermiştir. 4. pik döneminde; P ve F-ölçütü için en iyi sonucu NB, R için en iyi sonucu KNN, A için en iyi sonucu RF algoritmaları vermiştir. 5. pik döneminde; P için en iyi sonucu RF, R için en iyi sonucu NB, A için en iyi sonucu CART, F-ölçütü için en iyi sonucu RF algoritmaları vermiştir.

Normalleşme dönemlerine bakıldığında ise; 1. normalleşme döneminde P ve R için en iyi sonucu CART, A için en iyi sonucu RF, F-ölçütü için en iyi sonucu NB algoritmaları vermiştir. 2. normalleşme döneminde P, R ve F-ölçütü için en iyi sonucu RF, A için en iyi sonucu CART algoritmaları vermiştir. 3. normalleşme döneminde P ve F-ölçütü için en iyi sonucu NB, R ve A için en iyi sonucu RF algoritmaları vermiştir.

SONUÇ VE TARTIŞMA

Ülkemizde ilk COVID-19 vakasının görüldüğü ve COVID-19'un DSÖ tarafından pandemi olarak ilan edildiği dönemin başlangıç kabul edilmesiyle analize konu edilen dönem; pandemi dönemi olarak ele alınmıştır ve bu dönem pik dönemleri ve normalleşme dönemleri olarak iki ayrı alt başlıkta detaylı olarak incelenmiştir. Pik dönemlerinde vaka ve ölüm sayılarında, yoğun bakımlarda yatan hasta sayısında artış görülmesine bağlı olarak dış mekanlarda sosyalleşmeye kısıtlamalar getirilmiştir. Virüsün bulaş hızının artması dolayısıyla da vaka sayılarındaki artışın devam etmesinin önüne geçilmesi için sokağa çıkma yasağı anlamına gelen karantina dönemleri yaşanmıştır. Söz konusu bu dönemler “pik dönemleri” olarak anılmaktadır. Pik dönemlerinde evden çalışma, esnek çalışma ve kısmi çalışma şartları konmuş, çalışanlar iş faaliyetlerini uzaktan yürütmüşlerdir. Benzer kısıtlama eğitim faaliyetleri için de konmuştur. Kreş, ilkokul, ortaokul, lise ve üniversite öğrencileri eğitimlerini evden devam ettirmişlerdir. Yaşanan bu kısıtlamaların insanlar üzerinde derin psikolojik etkiler bırakmış olması muhtemeldir. Benzer şekilde pandemi sebebiyle getirilen kısıtlamaların/yasakların ekonomi ve eğitim algısı üzerinde herhangi bir olumsuz etki bırakıp bırakmadığı bu çalışma için araştırma konusu olarak seçilmiştir. Bu etkinin araştırılması için veri seti olarak Türkiye’de yaşayan insanların Twitter üzerinden paylaştıkları tweetler ele alınmıştır. Twitter kullanıcıları herhangi bir konu hakkındaki anlık düşüncelerini tweet atarak diğer Twitter kullanıcıları ile paylaşmaktadırlar. Bu çalışmada “Acaba Türkiye’deki kullanıcılar pandemi öncesinde ve pandemi süresince bu önemli iki alan hakkında nasıl görüşler bildirmişlerdir?”, “Pandeminin yaşanması bu alanlarda insanların fikrinin değişmesine neden olmuş mudur?” sorularına cevap bulunmuştur.

Türkiye’nin pandemi öncesinde ve pandemi sürecinde ekonomi ve eğitim alanında Twitter kullanıcıları tarafından nasıl algılandığı üzerine yapılan çalışmada detaylı sonuçlara ulaşılmıştır. Analizin yapılabilmesi için öncelikle Twitter’dan her dönem için belirli sayıda tweet çekilmiştir.

Pandemi öncesi dönemde ekonomi üzerine yapılan analiz için çekilen tweetlerde yer alan yüksek frekanslı kelimelere bakıldığında, bu kelimelerin araştırma konusu ve dönemiyle uyumlu olduğu görülmektedir. Bu dönemde kelime bulutunda en çok tekrarlanan kelime olarak *büyüme* kelimesi göze çarpmaktadır. Bu uyumun kaynağının 2020 yılı Şubat ayında Türkiye İstatistik Kurumu’nun (TÜİK), bir önceki yıla ilişkin üretim yöntemiyle hesaplanan gayrisafi yurt içi hasıla (GSYH) sonuçlarını açıklaması gösterilebilir. Buna göre, Türkiye ekonomisinin

2019'da %0.9, bir önceki yılın son çeyreğinde ise %6 artış kaydetmişken; üretim yöntemine göre cari fiyatlarla GSYH 2019'da bir önceki yıla göre %14,9 artarak 4 trilyon 280 milyar 381 milyon lira olarak gerçekleşmiştir. GSYH'yi oluşturan faaliyetler incelendiğinde ise, 2019 yılında zincirlenmiş hacim endeksi olarak finans ve sigorta faaliyetlerinin toplam katma değerinin %7.4; kamu yönetimi, eğitim, insan sağlığı ve sosyal hizmet faaliyetlerinin katma değerinin %4.6, diğer hizmet faaliyetlerinin katma değerinin %3.7 ve tarım sektörünün katma değerinin %3.3 arttığı, inşaat sektörünün katma değerinin %8.6, mesleki idari ve destek hizmeti faaliyetlerinin katma değerinin ise %1.8 azaldığı ifade edilmiştir. Ayrıca kişi başına GSYH değeri 2019'da cari fiyatlarla 51 bin 834 lira (9 bin 127 dolar) olarak hesaplanmış ve bu değer 2018'de 45 bin 463 lira (9 bin 632 dolar) olarak belirlenmiştir. Aynı zamanda ekonomistlerin 2019'da Türkiye ekonomisinin yüzde 0,6 büyümesini ve 2019 yılı 4. çeyrekte GSYH'nin yüzde 5 artmasını öngördüğüne yer verilmiştir. Ekonomik anlamda gerçekleşen bu durumların doğal bir yansıması olarak Twitter kullanıcılarının bu haberi ve bu habere ilişkin yorumları Twitter üzerinden tweet atarak diğer kullanıcılarla paylaşması bu kelimelerin veri analizi sonucu olarak karşımıza çıkmasına neden olmaktadır.

Pandeminin pik dönemlerinde artan vaka sayıları endişe verici bir hal almıştır. Bununla birlikte karantina dolayısıyla satış yapamadığından dolayı kapanmak zorunda kalan işyerleri ülke ekonomisi adına kayıp oluşturmuştur. Aylık tüketim, çalışan maaşı gibi giderlerini ödemekte zorlanan işverenlerin iflas etmesi, dolayısıyla da kapanmak zorunda kalan bu işyerlerinde maaşlı çalışan kişilerin işten çıkarılması gibi bağlayıcı nedenlerden dolayı pandemi dönemi epey zor geçmiştir. Bunun yanında 2. pik dönemiyle beraber Twitter kullanıcılarının ilgisinin ekonomiden aşırıya doğru kaydığı görülmektedir. Bu dönemde aşının bulunmasını bu ekonomik sıkıntılardan kurtulmanın hızlı bir yolu olduğunun düşünülmesi açısından Twitter gündeminde ilk sıraya oturması sürecin doğal bir sonucu olarak düşünülebilir.

Normalleşme dönemleri karantina sonrası insanların belirli zaman dilimlerinde dışarıya çıkarak kademeli olarak sosyalleştikleri dönemler (yeni normal) olarak ifade edilebilir. Bu dönemlerde avm'lerin, restoranların, kafeteryaların açılmasıyla ekonominin bir miktar canlanmış olması beklenmiştir. 1. ve 2. normalleşme dönemlerine bakıldığında, 1. normalleşme döneminde Twitter kullanıcıları arasında gündem konusu kısıtlamaların kademeli olarak kalkması olmuştur. Bu dönem için oluşturulan kelime bulutunda yüksek frekans sayısına sahip kelimelerin *yeninormal*, *kademeli* ve *normalleşme* olduğu ve gündem ile oldukça uyumlu olduğu görülmektedir. Bununla beraber 2. normalleşme döneminde ise en yüksek frekanslı kelimenin *sektör* kelimesi olduğu dikkati çekmektedir. Frekans sayısı yüksek olan kelimelerden

inşaat kelimesine vurgu yaptığı ortaya çıkarılan kelime inşaat sektöründeki dalgalanmalardan bahseden tweetlerle ilintilidir. İnşaat sektöründe mevcut işler seviyesi Temmuz başından itibaren tam açılmaya geçilmesiyle birlikte önemli bir sıçrama göstermiş, Temmuz-Eylül döneminde mevcut işler önemli ölçüde artmıştır. Bununla birlikte alınan yeni siparişler de yeni iş başlangıçları sağlamıştır. Kelime bulutuna bakıldığında *sektör*, *inşaat*, *artış* kelimelerinin çok kez tekrarlanarak kullanılması bu duruma dikkat çekmektedir. Ancak Temmuz ayı itibarıyla inşaat sektöründe yaşanan bu olumlu değişim etkisini fazla sürdürememiştir. Türkiye İnşaat Malzemesi Sanayicileri Derneği (İMSAD) tarafından Ekim ayında yayınlanan rapora göre, pandemi sürecinde yaşanan normalleşme ve tam açılmanın inşaat sektörü üzerindeki olumlu etkisinin giderek ortadan kalktığı belirtilirken, sektördeki mevcut işler ve alınan yeni iş siparişlerinin gittikçe azaldığı belirtilmiştir. Sektör temsilcilerine göre, inşaat maliyetlerindeki artışın da yeni iş başlangıçlarını sınırlamaya başladığı, mevsimselliğin bazı bölgelerde etkisini gösterdiği, mevcut işler ve yeni siparişlerin gerilediği, inşaat sektöründe durağanlaşma yaşandığı vurgulanmaktadır.

3. normalleşme döneminde dikkat çeken diğer yüksek frekanslı kelimeler *işsizlik*, *istihdam*, *gerçektir*. Bunun nedeni 23 Mart 2022’de Türkiye İstatistik Kurumu’nun (TÜİK) 2021 yılına ait hane halkı İşgücü Araştırması yıllık sonuçlarını (HİA) yayımlamış olmasıdır. Bu sonuçlara göre; gerçek işsiz sayısının pandemi öncesine göre 1,4 milyon arttığı ortaya çıkmıştır. Bunun nedeni olarak pandemi kaynaklı sokağa çıkma yasakları; restoran, cafe, sinema, vb. kapalı ve kalabalık ortamlara girilememesinden kaynaklı işyerlerinin tüketim ve üretim azlığı nedeniyle kapanması; bu nedenle fazla işçi çalıştırmaya gerek duyulmaması gerekçe olarak gösterilebilir.

Pandemi öncesi dönemde ekonomi için yapılan duygu analizi sonuçlarına göre; negatif duygu içeren tweetlerin oranı (%39,98) ile nötr duygu içeren tweetlerin oranı (%38,96) hemen hemen birbirine eşittir. Bu durum bireylerin zaten pandemi öncesinde de ülkenin ekonomik koşullarından pek memnun olmadıklarını, Türkiye ekonomisi hakkında düşük seviyede ılımlı olduklarını (%21,06) göstermektedir. Eğitim alanına bakıldığında ise pandemi öncesinde bireylerin Türkiye’de verilen eğitim hakkında ekonomiye nazaran daha yüksek oranda negatif fikir sahibi oldukları (%49,12) ortaya çıkmıştır.

Türkiye’deki ekonomi durumu hakkında fikir beyan eden kişilerin pandeminin 1. pik döneminde olumsuz düşüncelerinin %89’lara varan seviyede arttığı gözlemlenmiştir. Bunun sebebi olarak karantinaya girilmesine bağlı olarak işyerlerinin kapanması, açık olanların da

kısmi olarak hizmet vermesi, dolayısıyla da çalışanların gelirindeki azalma gösterilebilir. Bu süreçte iflas eden firmaların olduğu gözlemlenmiştir. Pozitif görüş bildiren kişilerin oranı ise yalnızca %2,92'dir. İnsanların azalan ekonomik gelir ve hissettikleri endişe dikkate alındığında bu oranın çok düşük seviyede olmasının normal olduğu düşünülebilir. 2. pik dönemiyle birlikte olumsuz görüşlerin %76 seviyesine gerilediği görülmüştür. 3. pik döneminde ise negatif yaklaşımın (%31) yerini yavaş yavaş nötr duyguya (%65) bıraktığı görülmüştür. Söz konusu dönem itibarıyla pandeminin 1 yılı geride bırakması, insanların bu zorlu sürece ve özellikle de karantinada kalmaya alışması bu agresif tutumun azalmasında etkili olduğu söylenebilir. 4. pik dönemiyle birlikte pandemi hakkında nötr duyguya sahip olan kişilerin oranının (%94) yükselmesi oldukça dikkat çekicidir. Bu durum analiz döneminin yaz aylarına denk gelmesi ile birlikte insanların kontrollü olarak tatile gidebilmeleri ve negatif düşüncelerden kısmen sıyrılmış olmaları ile açıklanabilir. Ayrıca 2. pik döneminin başlaması ile birlikte artan aşılama oranları da insanların süreç ile ilgili olarak biraz daha pozitif olmalarına neden olmuş olabilir. 5. pik döneminde de nötr duygu içeren tweet oranının (%93) seviyelerini koruduğu görülmektedir.

Normalleşme dönemlerine bakıldığında genel olarak olumlu bir yaklaşımın gözlemlendiği söylenebilir. 1. normalleşme dönemi ile birlikte negatif yaklaşımın (%21) ve nötr yaklaşımın (%60) yerini yavaş yavaş olumlu duyguların (%19) almaya başladığı görülmektedir. 2. normalleşme döneminde pozitif yaklaşımın oranının %30 seviyesine yükseldiği, 3. normalleşme döneminde ise bu oranın %53'e çıktığı görülmektedir. 3. normalleşme döneminde çıkan sonuçlar aşılama oranlarının artması ve yaklaşık iki yılın sonunda insanların sürece iyice alışması ile açıklanabilir.

Eğitim ile ilgili duygu analizi sonuçlarına göre; pandemi öncesi dönemde insanların %49 oranında Türkiye'deki eğitim süreci hakkında olumsuz düşüncelere sahip olduğu görülmektedir. Yani yaşanan süreçlerden bağımsız olarak zaten olumsuz bir yargı bulunmaktadır. Bu dönemde pozitif yaklaşım oranı ise %30 seviyesindedir. Pandeminin başlamasıyla beraber negatif yaklaşım oranında ciddi bir artışın olduğu görülmektedir. 1. pik döneminde negatif görüş bildirilen tweet oranı %90 seviyesine çıkmıştır, pozitif görüş bildirilen tweet oranı ise %1,2 seviyesine düşmüştür. 2. pik dönemi ile birlikte olumsuz görüş bildirilen tweet oranlarının %94,5 seviyesine çıktığı görülürken pozitif görüş bildirilen tweet oranlarının %2,78'e çıktığı gözlemlenmiştir. Bu durum uzaktan eğitim alan öğrencilerin ve dolaylı olarak velilerin bu eğitim sisteminden duydukları endişenin ve eğitim seviyelerini yetersiz bulmalarından kaynaklanan memnuniyetsizlik olarak açıklanabilir. Buna bağlı olarak ilkökul

öğrencilerinin eğitimlerini EBA üzerinden almalarının Twitter’da epey gündem konusu olduğu analizlerde ortaya çıkmıştır. Buna göre 1. pik ve 2. pik dönemi karşılaştırıldığında, *eba* kelimesinin her 2 dönemde de en yüksek frekansa sahip olan kelime olduğu görülmektedir. 1. pik döneminde frekans sayısı 991 olan *eba* kelimesinin 2. pik döneminde frekans sayısının 562’ye düşmüş olması EBA üzerinden eğitim alan çocukların yayın ile ilgili olarak yaşadıkları sıkıntılar dolayısıyla EBA’nın ilk popülerliğini yitirmiş olması olarak değerlendirilebilir. Ayrıca 2. pik dönemi içerisinde 25 Aralık 2020’de Ziya Selçuk tarafından yapılan yazılı açıklamaya göre ortaokul öğrencilerinin sınavları iptal edilmiş, lise öğrencilerinin sınavları ise 15 Şubat 2021 sonrasına ertelenmiştir. 28 Aralık 2020’de ise uzaktan eğitimin 15 Şubat 2021’e kadar devam edeceği açıklanmıştır. Yaşanan bu gelişmeler aynı dönem kelime bulutunda yüksek frekanslı olarak elde edilen kelimelerle uyum göstermektedir.

Takip eden pik dönemlerinde eğitime yönelik negatif algı seviyelerinin %29’a kadar düştüğü görülmüştür; ancak pozitif algı seviyesi %5,46 seviyesini geçememiştir. Bu durum pandemi sürecinin öğrenciler, öğretmenler ve veliler için eğitim düzeyindeki beklenti açısından kayıplarla dolu bir dönem olarak görüldüğünü açıklayabilir.

Duygu analizi sonuçları için genel bir karşılaştırma yapıldığında; Türkiye’deki ekonomik algının pandemi öncesi dönemde -0,2107 olduğu yani düşük sayılabilecek düzeyde negatif duygu içerdiği görülmüştür. Pandemi döneminde elde edilen duygu analizi sonucu ise -0,2298 olarak elde edilmiştir. Ekonomi hakkında pandemi süresince takınılan olumsuz tavrın aslında Türkiye’deki halihazırda olumsuz yönde gittiği düşünülen ekonomi düzeyi kaynaklı olduğu söylenebilir. Pandemi dönemine detaylı olarak bakıldığında bu durumun pik dönemlerinde -0,4854 seviyelerine çıktığı ve normalleşme dönemlerinde 0,1963 olarak pozitif yönde değiştiği görülmektedir; ancak pandemi dönemi ortalaması alındığında pandemi döneminde negatif duygunun hakim olduğu görülmektedir.

Analiz kapsamına alınan dönemler boyunca ekonomi ile ilgili olarak çekilen tweetlerde ekonomiden daha çok COVID-19 ile ilgili kelimelerin metinde yer aldığı görülmüştür. Bunun bir nedeni olarak karantina dönemleri boyunca sokağa çıkma yasağına uymak zorunda kalan bireylerin hanelerinde yoğun bir şekilde COVID-19 ile ilgili haberlere maruz kaldığı, bu algı yönetiminin doğal bir sonucu olarak da sosyal medyada ekonomi ile ilgili konular yerine çoğunlukla COVID-19 pandemisi ile ilgili tweet attıkları sonucuna varılabilir.

Eđitim aısından deęerlendirme yapıldığında ise, pandemi ncesi dnemde duygu analizi sonucu -0,2688 olarak elde edilmiřtir. Trkiye’deki eđitim dzeyine olan algının da pandemi ncesi dnemde dřk dzeyde olumsuz olduęu sylenebilir. Pandemi dneminde bu duygunun daha da negatifleřerek -0,5091 seviyesine ıktıęı grlmřtr. Pik dnemlerinde bu algının daha sertleřerek -0,8558’e ıktıęı ve normalleřme dnemleri ile birlikte pozitif ynl bir yaklařım da olsa yalnızca 0,0684 olduęu grlmřtr. Pandemi dnemi ortalamasına bakıldığında Trkiye’de pandemi sresince eđitim iin negatif algının hakim olduęu grlmřtr. Bu durum ise pandemi dneminde đrenciler ve veliler tarafından beklenen eđitim dzeyine eriřilemedięini, eđitim kalitesinin beklentileri tatmin etmekte yetersiz kaldıęını gstermektedir.



KAYNAKÇA

- ABRAHAM, A. "Comparison of Supervised and Unsupervised Learning Algorithms for Pattern Classification". (*IJARAI*) *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, Vol. 2, No. 2, 35.
- ADWAN, O., Al-Tawil, M., Huneiti, A., Shahin, R., Abu Zayed, A. & Al-Dibsi, R. (2020). Twitter Sentiment Analysis Approaches: A Survey. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 15(15), 79-93. Kassel, Germany: International Journal of Emerging Technology in Learning. Retrieved January 14, 2023 from <https://www.learntechlib.org/p/217980/>.
- AKAR, Ö., & Güngör, O. "Rastgele Orman Algoritması Kullanılarak Çok Bantlı Görüntülerin Sınıflandırılması". *Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi*, 141.
- ALBAYRAK, M., K. Topal, V. Altıntaş, "Sosyal Medya Üzerinde Veri Analizi: Twitter", *Suleyman Demirel University The Journal of Faculty of Economics and Administrative Sciences* Y.2017, Vol.22, Special Issue on Kayfor15, pp.1991-1998.
- AMANET, H. "Türkçe Sosyal Medya Metinlerinde Duygu Analizi". *Karadeniz Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi*. Trabzon.
- ARLON J. Moleka, *Financial Complaints: Sentiment Analysis, Software Project, National College of Ireland*, 2017. <http://Trap.ncirl.ie/2648/1/Arlonjunormoleka.pdf>, (Erişim Tarihi: 01.10.2019)
- ATAN, S., Metin Madenciliği İmkânlar, Yöntemler ve Kısıtlar. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, s. 232
- AVŞAR, B., "Uluslararası Haber Kanalı TRT World'ün Kovid-19 Küresel Pandemi Krizi Döneminde Sosyal Medya Kullanımı", *TRT Akademi*, 6 (11), 132-155. DOI: 10.37679/trta.827453
- AYDİLEK, İ. Yazılım Hata Tahmininde Kullanılan Metriklerin Karar Ağaçlarındaki Bilgi Kazançlarının İncelenmesi ve İyileştirilmesi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 907.

- BABACAN, E., & Karaduman, M. Bayes Ağları-K2 Algoritması Üzerine Bir Çalışma .
Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi, s. 25
- BAHJA, M., & Safdar, G. A. (2020). Unlink the link between COVID-19 and 5G networks: An NLP and SNA based approach. *IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions*, 8, 209127-209137. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3039168>
- BALCI, A, “Covid-19 Özelinde Salgınların Eğitime Etkileri”, *Uluslararası Liderlik Çalışmaları Dergisi: Kuram ve Uygulama*, Aralık 2020 – Cilt: 3 / Sayı: 3, s. 75 - 85
- BOZKURT, A., “Koronavirüs (Covid-19) Pandemi Süreci ve Pandemi Sonrası Dünyada Eğitime Yönelik Değerlendirmeler: Yeni Normal ve Yeni Eğitim Paradigması”. *AUAd*, 2020, 6(3), 112-142.
- BUŽIĆ, Dalibor, “Sentiment Analysis of Text Documents”, *Proceedings of the Central European Conference on Information and Intelligent Systems, 30th CECIS*, October 2-4, 2019, Varaždin, Croatia, s. 215 – 221
- CHINTALAPUDI Nalini, G. Battineni ve F. Amenta, “Sentimental Analysis of COVID-19 Tweets Using Deep Learning Models”. *Infect. Dis. Rep.* 2021, 13, 329–339. <https://doi.org/10.3390/idr13020032>
- ÇALIŞ, K., Gazdağı, O., & Yıldız, O., "Reklam İçerikli Epostaların Metin Madenciliği Yöntemleri ile Otomatik Tespiti", *Bilişim Teknolojileri Dergisi, CİLT: 6, SAYI: 1*, s. 3
- ÇALIŞKAN Ş., Karabacak M., Meçik O, “Covid-19 Salgınının Emek Piyasası Üzerindeki Etkileri”. *C-IASOS I. Ulusal Uygulamalı Sosyal Bilimler Kongresi*, İzmir, Türkiye, 24 Ekim 2020, s.192-202
- ÇOBAN, Ö., & Özyer, T. Twitter duygu analizinde terim ağırlıklandırma yönteminin etkisi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 283.
- DAVIDOV, D., Tsur, O., Rappoport, A., *Enhanced Sentiment Learning Using Twitter Hashtags and Smileys*, In *Proceedings of COLING'10, 23rd International Conference on Computational Linguistics*, China, 241-249, 2010.

- DIYADIN Lenger A, Coşkun Beyan A., “COVID-19 Salgınının ve Esnek Çalışma Sisteminin Çalışma Hayatı Üzerine Etkilerinin Sosyal Ağ Analizi ile İncelenmesi”, *Journal of Izmir Chest Hospital* 2021; 36(1): 21–27.
- DOĞAN, T., "Metin Sınıflandırma İçin Terim Ağırlıklandırma", *Doktora Tezi*. Eskişehir Teknik Üniversitesi, s. 8
- DRIDI, S. Unsupervised Learning - A Systematic Literature Review. s. 1
- DURMUŞ, S., Şahin, D., Covid19 Küresel Salgında Dünyada ve Türkiye’de Uygulanan Ekonomi Politikaları Üzerine Bir Değerlendirme”, *Turkish Studies*, 15(4), s. 923-943. <https://dx.doi.org/10.7827/TurkishStudies.44506>
- ERDİNÇ U., Bursa N, “COVID-19 Pandemi Sürecinde Twitter Yorumları ile Altcoin Kripto Para Piyasası Arasındaki Nedenselliğin Duygu Analizi ile İncelenmesi: Ripple Örneği”, *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Derneği*, Cilt/Volume: 19 Sayı/Issue: 4 Aralık/December 2021, s. 362-381
- GONDALIYA Chetan, A. Patel, T. Shah, “Sentiment analysis and prediction of Indian stock market amid Covid-19 pandemic”. *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 1020 012023
- GÖKALP, Ö., *Makine Öğrenmesi*. https://www.researchgate.net/profile/Oemer-Goekalp/publication/357974983_Makine_Ogrenmesi_-_Machine_Learning/links/61e9c6fec5e3103375ac6a8f/Makine-Oegrenmesi-Machine-Learning.pdf, t.y.
- GÜNSOY, B. ve Yıldız, Ü., “Türkiye İçin Covid-19 Pandemisi ile Döviz Kuru Arasındaki Frekans Alanı Nedensellik Analizi”, *International Conference on Economics*, ICE-TEA2021, April 09-11, 2021
- GÜNYAKTI, R. İ., Bursa, N, “Covid-19 Pandemisinde Sağlık Çalışanları ve Öğretmenlere Yönelik Algının Duygu Analizi ile Twitter Verileri Üzerinden İncelenmesi”, *Selçuk İletişim Dergisi* 2022; 15(1): 264-285 doi: 10.18094/ JOSC.980334
- HASAN Ali, Sana Moin, Ahmad Karim ve Shahaboddin Shamshirband, *Machine Learning-Based Sentiment Analysis for Twitter Accounts*, Mathematical and Computational Applications, 23,11, 2018.

- HASSANİ, H., Beneki, C., Unger, S., Taj Mazinani, M., & Yeganegi, M. (2020). Text Mining in Big Data Analytics. *Big Data and Cognitive Computing*, 1.
- KALIYEVA, S. Bilimsel Makalelerin Metin İşleme Yöntemleri İle Sınıflandırılması. *Yüksek Lisans Tezi*. Ankara.
- KANNAN, D., & Gurusamy, V. (2014). Preprocessing Techniques for Text Mining. *RTRICS*. Podi.
- KARACA, Y. E., Aslan, S, “Sentiment Analysis of COVID-19 Tweets by using LSTM Learning Model”, *Journal of Computer Science*, Volume: IDAP-2021, Issue: Special, s. 366-374
- KARAMAN, E., Ç. A. Çılan, “Sentiment Analysis of Tourism-Related Tweets During COVID-19 Outbreak Through Machine Learning Techniques”, *Eurasian Academy of Sciences Eurasian Econometrics, Statistics & Emprical Economics Journal*, 2020 Volume:17, s. 88- 98
- KASTRATI Zenun, L. Ahmedi, A. Kurti, F. Kadriu, D. Murtezaj ve F. Gashi, “A Deep Learning Sentiment Analyser for Social Media Comments in Low-Resource Languages”. *Electronics* 2021, 10, 1133. [https:// doi.org/10.3390/electronics10101133](https://doi.org/10.3390/electronics10101133)
- KAUR Harleen, S. Ul Ahsaan,B. Alankar, V. Chang, “A Proposed Sentiment Analysis Deep Learning Algorithm for Analyzing COVID-19 Tweets”. *Information Systems Frontiers*, Springerlink, <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10135-7>
- KAUR, P., & Kaur Buttar, P. (2018). Review on Stemming Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 64. doi: <http://dx.doi.org/10.26483/ijarcs.v9i5.6308>
- KAYNAR, O., Aydın, Z., & Görmez, Y. (2017). Sentiment Analizinde Öznitelik Düşürme Yöntemlerinin Oto Kodlayıcılı Derin Öğrenme Makinaları ile Karşılaştırılması. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 320.
- KHARDE V. A., S.S. Sonawane, *Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques*, *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887), Volume 139 – No.11, April 2016.

- KIRCI, P., & Gülbak, E. Instagram Verileri ile Duygu Analizi. *European Journal of Science and Technology*, 361.
- KOŞAN, M., Coşkun, A., & Karacan, H. (2019). Yapay Zekâ Yöntemlerinde Entropi. *Bilişim Sistemleri ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, s. 18
- KOYUNCU, T. ve Meçik, O., “Covid-19 Pandemisinin Türkiye’de Ekonomik Büyümeye Sektörel ve Sektörler Arası Etkileri”, *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi/Cilt/Volume: 18 Sayı/Issue: 4 Aralık/December 2020*, s. 112-131 Doi: <http://dx.doi.org/10.11611/yea.793257>
- KUMBHAR, P., & Mali, M. (2013). A Survey on Feature Selection Techniques and Classification Algorithms for Efficient Text Classification. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 1268.
- KUZU, B., & Yakut, S. (2020). Destek Vektör Makineleri Yardimiyla Imalat Sanayisinde Mali Başarısızlık Tahminlerinin Teknoloji Yoğunluğuna Göre Incelenmesi. *Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, s. 39
- KÜÇÜKBAY F., F., Uysal, D. ve Çırak, A., “Covid-19 Salgının Dünya Ekonomisi Üzerindeki Etkisinin Değerlendirilmesi”, *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Yıl (Year): 2021 Cilt (Volume): 13 Sayı (Issue): 4, s. 15-20 Doi:10.52791/Aksarayiib.985481
- MANNING, J., Definition and Classes of Social Media. *Encyclopedia of social media and politics*, 2014, s.1158.
- MEHTA, Pooja; Pandya, Sharnil, “A Review On Sentiment Analysis Methodologies, Practices And Applications”, *International Journal of Scientific & Technology Research* Volume 9, Issue 02, February 2020, 601-609
- MOLEKA, Arlon Junior , "Financial Complaints: Sentiment Analysis".Software Project Final Technical Report, 2017
- MUTANOV Galimkair, V. Karyukin ve Z. Mamykova, “Multi-Class Sentiment Analysis of Social Media Data with Machine Learning Algorithms”. *Computers, Materials & Continua Tech Science Press* DOI:10.32604/cmc.2021.017827

- OMAR Adwan, vd., “Twitter Sentiment Analysis Approaches: A Survey, *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 15(15):79, DOI:10.3991/ijet.v15i15.14467
- ONAN, A. (tarih yok). *Türkçe Twitter Mesajlarında Gizli Dirichlet Tahsisine Dayalı Duygu Analizi*. <https://ab.org.tr/ab17/bildiri/77.pdf> adresinden alındı
- ÖZKAN, K. (2012). Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı Tekniği (Srat) İle Ekolojik Verinin Modellenmesi. *SDÜ Orman Fakültesi Dergisi*, 1.
- ÖZTEMEL, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- PARK, S., Lee, W., Moon, I.C. *Efficient Extraction of Domain Specific Sentiment Lexicon with Active Learning*, Pattern Recognition Letters, Cilt 56, ss.38-44, 2015
- PIKSINA, Olga; Patricia, Vernholmen (2020). “Coronavirus-Related Sentiment and Stock Prices Measuring Sentiment Effects on Swedish Stock Indices”, Degree Project, Real Estate and Finance, Institutionen För Fastigheter Och Byggnad, Stockholm, Sweden, 2020
- PİLAVCILAR, İ., Metin Madenciliği ile Metin Sınıflandırma. *Yüksek Lisans Tezi*. İstanbul: Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007
- PORIA, Soujanya; Hazarika, Devamanyu; Majumder, Navonil; Mihalceay, Rada (2020). “Beneath the Tip of the Iceberg: Current Challenges and New Directions in Sentiment Analysis Research”, Beneath The Tip of The Iceberg: Current Challenges and New Directions In Sentiment Analysis Research, 16 Nov 2020, arXiv:2005.00357v5
- RAJPUT N.K., Bhavya Ahuja Grover ve Vipin Kumar Rathi. (2020) *Word Frequency and Sentiment Analysis of Twitter Messages During Coronavirus Pandemic*, arXiv:2004.03925, April 9.
- RIAHİ, Y., & Riahi, S. (2018). Big Data and Big Data Analytics: Concepts, Types and Technologies. *International Journal of Research and Engineering*, s. 524
- RUSTAM Furqan, M. Khalid, W. Aslam, V. Rupapara, A. Mehmood ve G. S. Choi, “A performance comparison of supervised machine learning models for Covid-19 tweets sentiment analysis”, PLoS ONE 16(2): e0245909. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245909>

- SARIMAN, G., E. Mutaf., "COVID-19 Sürecinde Twitter Mesajlarının Duygu Analizi", *Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences International Indexed & Refereed*, Volume (7), Issue (10), Year (2020).
- SHARMA Ravi, S. D. Pagadala, P. Bharti, S. Chellappan, T. Schmidt ve R. Goyal, "Assessing COVID-19 Impacts on College Students via Automated Processing of Free-form Text". In Proceedings of the 14th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2021) - Volume 5: HEALTHINF, s. 459-466, DOI: 10.5220/0010249404590466
- SHATNIK, Anvar; Karani, Krishna Prasad, "A Literature Review on Application of Sentiment Analysis Using Machine Learning Techniques", *International Journal of Applied Engineering and Management Letters (IJAEML)*, ISSN: 2581-7000, Vol. 4, No. 2, August 2020, s. 41-76.
- SIDDHARTH S., R.Darsini ve M. Sujithra, Sentiment Analysis on Twitter Data Using Machine Learning Algorithms in Python, International Conference on Advances in Computing Applications (ICACA-18), NIT Uttarakhand, 2018.
- STEVEN Lloyd Wilson, Charles Wiysonge, "Social media and vaccine hesitancy", *BMJ Glob Health*, Oct;5(10):e004206. doi: 10.1136/bmjgh-2020-004206. Epub 2020 Oct 23.
- ŞEKER, S. (2016). Duygu Analizi (Sentimental Analysis). *YBS Ansiklopedi*.
- T, SANAL Kumar; N, Dhathri Devi; T, Krishnendhu; K, Neethu; Radhakrishnan, Swetha C, "Review of Sentiment Analysis: A Multilingual Approach", *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, Vol. 9, Issue 1, January 2020, s. 53-58
- TIAN, Leimin; Lai, Catherine; Moore, Johanna D., "Polarity and Intensity: The Two Aspects of Sentiment Analysis", Proceedings of the First Grand Challenge and Workshop on Human Multimodal Language (Challenge-HML), Melbourne, Australia, July 20, 2018, s. 40-47
- TUNA, N., Sebatlı Sağlam, A., Çavdur, F., "Covid-19 Salgını ile İlgili Paylaşımlar Üzerinde Veri Analizi", Data Analysis on the Covid-19 Pandemic-Related Posts, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 2022 - Cilt: 15 - Sayı: 1, s. 13-23.

- ULGEN, E. (2017). *Makine Öğrenimi Bölüm-5 (Karar Ağaçları)*.
<https://medium.com/@k.ulgen90/makine-%C3%B6%C4%9Frenimi-b%C3%B6l%C3%BCm-5-karar-a%C4%9Fa%C3%A7lar%C4%B1-c90bd7593010>,
(26.09.2022)
- ÜNÜVAR, İ. ve Aktaş, H., “Dünya’da ve Türkiye’de Covid-19 Pandemisinin Ekonomik Etkileri”, *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi*, 2022, 25(1), s. 124-140.
- WILSON, S. L., & Wiysonge, C. (2020). SOCIAL MEDIA AND VACCINE HESITANCY. *BMJ Global Health*, 5(10), e004206. <https://doi.org/10.1136/bmjgh-2020-004206>
- YILMAZ, M., & Orman, Z. (2021). LSTM Derin Öğrenme Yaklaşımı ile Covid-19 Pandemi Sürecinde Twitter Verilerinden Duygu Analizi. *ACTA INFOLOGICA*, 361.
- ZANINI, N., & Dhawan, V. (2015). Text Mining: An introduction to theory and some applications. *Research Matters: A Cambridge Assessment publication*, 38, 39.
- ZHANG, L., Hua, K., Wang, H., Qian, G., Zhang, L. *Sentiment Analysis on Reviews of Mobile Users*, *Procedia Computer Science*, Cilt 34, ss.458-465, 2014.
- A Gentle Introduction to Vector Space Models”, <https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-vector-space-models/>, (12.10.2022)
- An Introduction To Natural Language Processing (NLP), <https://port.sas.ac.uk/mod/book/view.php?id=583&chapterid=381>, (13.10.2022)
- Beyond Feature Selection: A Term Weighting Approach in Text Classification, <https://medium.com/data-folks-indonesia/beyond-feature-selection-a-term-weighting-approach-in-text-classification-24821599bb2c>, (16.10.2022)
- CART (Classification And Regression Tree) in Machine Learning, <https://www.geeksforgeeks.org/cart-classification-and-regression-tree-in-machine-learning/>, (12.10.2022)
- Create a Word Cloud or Tag Cloud in Python”, <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/10/word-cloud-or-tag-cloud-in-python/>, (12.10.2022)

K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm for Machine Learning, <https://www.javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning>, (11.10.2022)

Linear Classifiers, <https://sites.google.com/site/machinelearningnotebook2/about-the-notebook>, (10.11.2022)

Machine Learning Tutorial: The Max Entropy Text Classifier, <https://blog.datumbox.com/machine-learning-tutorial-the-max-entropy-text-classifier/#:~:text=What%20is%20the%20Max%20Entropy,conditionally%20independent%20of%20each%20other.>, (15.10.2022)

Naive Bayes Classifier, <https://towardsdatascience.com/naive-bayes-classifier-81d512f50a7c>, (12.10.2022)

Neural Networks, <https://www.ibm.com/cloud/learn/neural-networks>, (15.10.2022)

Principle of Maximum Entropy, <https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/principle-of-maximum-entropy>, (15.10.2022)

Salgınlı Listesi, https://tr.wikipedia.org/wiki/Salg%C4%B1nlar_listesi, (10.09.2022)

Scoring and Term Weighting, <https://subscription.packtpub.com/book/big-data-and-business-intelligence/9781788993494/7/ch07lvl1sec53/scoring-and-term-weighting>, (16.10.2022)

Sentiment Analysis (Opinion Mining), <https://www.techtarget.com/searchbusinessanalytics/definition/opinion-mining-sentiment-mining>, (11.10.2022)

Social media use during COVID-19 worldwide - Statistics & Facts, <https://www.statista.com/topics/7863/social-media-use-during-coronavirus-covid-19-worldwide/#topicOverview> (15.10.2022)

Unsupervised Learning, <https://www.ibm.com/cloud/learn/unsupervised-learning>, (15.10.2022)

Supervised Machine Learning”, <https://www.javatpoint.com/supervised-machine-learning>,
(15.10.2022)

Support Vector Machine - Introduction to Machine Learning Algorithms,
<https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>, (12.10.2022)

Understanding Random Forest,
<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/understanding-random-forest/>,
(12.10.2022)

What is Social Media?, DCCA Hawaii, The Department of Commerce and Consumer Affairs,
Cable Television Division, Rev. 8/17

What is Social Media?,
[https://cca.hawaii.gov/broadband/files/2017/10/DCCASocialMediaBrochure_Rev0817](https://cca.hawaii.gov/broadband/files/2017/10/DCCASocialMediaBrochure_Rev0817.pdf)
.pdf, t.y.

EKLER

EK 1: UYGULAMADA KULLANILAN KODLAR

API Bağlantısı Kurulması

```
!pip install tweepy

import tweepy, codecs

consumer_key = '...'
consumer_secret = '...'

access_token = '...'
access_token_secret = '...'

auth = tweepy.OAuthHandler(consumer_key, consumer_secret)
auth.set_access_token(access_token, access_token_secret)

api = tweepy.API(auth)

api.update_status("python")
```

Twitter'dan Veri Çekmek

#Ekonomi - Pandemi Öncesi Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa",
                      lang = "tr",
                      result_type = "recent",
                      country = "Turkey"
                      since='2019-09-01', until='2020-02-01')

def tweets_df(results):

    id_list = [tweet.id for tweet in results]

    import pandas as pd

    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])

    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]

    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]

    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]

    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]
```

```
return data_set
```

#Ekonomi - Pandeminin 1. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi",  
                      lang = "tr",  
                      result_type = "recent",  
                      country = "Turkey"  
since='2020-03-01', until='2020-05-01')  
def tweets_df(results):  
    id_list = [tweet.id for tweet in results]  
    import pandas as pd  
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])  
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]  
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]  
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]  
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get("hashtags") for tweet in results]  
    return data_set
```

#Ekonomi - Pandeminin 2. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi",  
                      lang = "tr",  
                      result_type = "recent",  
                      country = "Turkey"  
since='2020-12-01', until='2021-01-01')  
def tweets_df(results):  
    id_list = [tweet.id for tweet in results]  
    import pandas as pd  
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])  
  
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
```

```

data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get("hashtags") for tweet in results]
return data_set

```

#Ekonomi - Pandeminin 3. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi",
                      lang = "tr",
                      result_type = "recent",
                      country = "Turkey"
since='2021-04-01', until='2021-05-01')
def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get("hashtags") for tweet in results]
    return data_set

```

#Ekonomi - Pandeminin 4. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi",
                      lang = "tr",
                      result_type = "recent",
                      country = "Turkey"
since='2021-08-01', until='2021-10-01')

```

```
def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]
    return data_set
return data_set
```

#Ekonomi - Pandeminin 5. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi",
    lang = "tr",
    result_type = "recent",
    country = "Turkey"
since='2022-01-01', until='2022-02-01')
def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]
    return data_set
```

#Ekonomi - Pandeminin 1. Normalleşme Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi,  
#normalleşme, #yeninormal",  
                      lang = "tr",  
                      result_type = "recent",  
                      country = "Turkey"  
since='2020-06-01', until='2020-11-01')  
def tweets_df(results):  
    id_list = [tweet.id for tweet in results]  
    import pandas as pd  
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])  
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]  
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]  
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]  
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]  
    return data_set
```

#Ekonomi - Pandeminin 2. Normalleşme Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi,  
#normalleşme, #yeninormal",  
                      lang = "tr",  
                      result_type = "recent",  
                      country = "Turkey"  
since='2021-07-01', until='2021-08-01')  
def tweets_df(results):  
    id_list = [tweet.id for tweet in results]  
    import pandas as pd  
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
```

```

data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

return data_set

```

#Ekonomi - Pandeminin 3. Normalleşme Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye #ekonomi #finans #gsmh #piyasa #covid19 #pandemi,
#normalleşme, #yeninormal",

```

```

    lang = "tr",
    result_type = "recent",
    country = "Turkey"

```

```

since='2022-03-01', until='2022-05-01')

```

```

def tweets_df(results):

```

```

    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

    return data_set

```

#Eğitim - Pandemi Öncesi Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye #eğitim #öğrenci #öğretmen",

```

```

    lang = "tr",
    result_type = "recent",
    country = "Turkey"

```

```

since='2019-09-01', until='2020-02-01')

```

```

def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get("hashtags") for tweet in results]
    return data_set

```

#Eğitim - Pandeminin 1. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi",
    lang = "tr",
    result_type = "recent",
    country = "Turkey"
since='2020-03-01', until='2020-05-01')
def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get("hashtags") for tweet in results]
    return data_set

```

#Eğitim - Pandeminin 2. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi",  
                      lang = "tr",  
                      result_type = "recent",  
  
country = "Turkey"  
since='2020-12-01', until='2021-01-01')  
  
def tweets_df(results):  
    id_list = [tweet.id for tweet in results]  
    import pandas as pd  
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])  
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]  
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]  
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]  
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get("hashtags") for tweet in results]  
    return data_set
```

#Eğitim - Pandeminin 3. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi",  
                      lang = "tr",  
                      result_type = "recent",  
  
country = "Turkey"  
since='2021-04-01', until='2021-05-01')  
  
def tweets_df(results):  
    id_list = [tweet.id for tweet in results]  
    import pandas as pd  
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])  
    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]  
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]  
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
```

```
data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

return data_set
```

#Eğitim - Pandeminin 4. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi",
                      lang = "tr",
                      result_type = "recent",
                      country = "Turkey"
since='2021-08-01', until='2021-10-01')

def tweets_df(results):

    id_list = [tweet.id for tweet in results]

    import pandas as pd

    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])

    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]

    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]

    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]

    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

    return data_set

return data_set
```

#Eğitim - Pandeminin 5. Pik Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi",
                      lang = "tr",
                      result_type = "recent",
                      country = "Turkey"
since='2022-01-01', until='2022-02-01')

def tweets_df(results):

    id_list = [tweet.id for tweet in results]

    import pandas as pd

    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])
```

```

data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

return data_set

```

#Eğitim - Pandeminin 1. Normalleşme Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi,
#normalleşme, #yeninormal",

```

```

    lang = "tr",
    result_type = "recent",
    country = "Turkey"

```

```

since='2020-06-01', until='2020-11-01')

```

```

def tweets_df(results):

```

```

    id_list = [tweet.id for tweet in results]
    import pandas as pd
    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])

    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]
    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]
    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]
    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

    return data_set

```

#Eğitim - Pandeminin 2. Normalleşme Dönemi için Tweet Çekimi

```

tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi,
#normalleşme, #yeninormal",

```

```

    lang = "tr",
    result_type = "recent",
    country = "Turkey"

```

```

since='2021-07-01', until='2021-08-01')

```

```
def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]

    import pandas as pd

    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])

    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]

    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]

    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]

    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

    return data_set
```

#Eğitim - Pandeminin 3. Normalleşme Dönemi için Tweet Çekimi

```
tweetler = api.search(q = "#türkiye, #eğitim, #öğrenci, #öğretmen, #covid19, #pandemi,
#normalleşme, #yeninormal",
                      lang = "tr",
                      result_type = "recent",
                      country = "Turkey"
since='2022-03-01', until='2022-05-01')
```

```
def tweets_df(results):
    id_list = [tweet.id for tweet in results]

    import pandas as pd

    data_set = pd.DataFrame(id_list, columns = ["id"])

    data_set["text"] = [tweet.text for tweet in results]

    data_set["created_at"] = [tweet.created_at for tweet in results]

    data_set["retweet_count"] = [tweet.retweet_count for tweet in results]

    data_set["Hashtags"] = [tweet.entities.get('hashtags') for tweet in results]

    return data_set
```

Stopwords

```
import nltk

nltk.download('stopwords')

from nltk.corpus import stopwords

sw = stopwords.words('english')

df = hashtag_df(tweetler)

df['text'] = df['text'].apply(lambda x: " ".join(x.lower() for x in x.split()))

df['text'] = df['text'].str.replace('[^\w\s]','')

df['text'] = df['text'].str.replace('\d','')

df['text'] = df['text'].apply(lambda x: " ".join(x for x in x.split() if x not in sw))

from textblob import Word

nltk.download('wordnet')

df['text'] = df['text'].apply(lambda x: " ".join([Word(word).lemmatize() for word in x.split()])))
```

Noktalama işaretleri

```
df['text'] = df['text'].str.replace('rt','')

df["text"]

freq_df.columns = ["kelimeler", "frekanslar"]

a.plot.bar(x = "kelimeler", y = "frekanslar");
```

Kelime Bulutlarının Oluşturulması

```
#!pip install wordcloud

import numpy as np

import pandas as pd

from os import path

from PIL import Image

from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS, ImageColorGenerator

import matplotlib.pyplot as plt

text = " ".join(i for i in df.text)
```

```

text
wordcloud = WordCloud(background_color = "white").generate(text)
plt.imshow(wordcloud, interpolation = "bilinear")
plt.axis("off")
plt.tight_layout(pad = 0)
plt.show()

```

Duygu Analizi

```

def sentiment_skorla(df):
    text = df["text"]
    for i in range(0,len(text)):
        textB = TextBlob(text[i])
        sentiment_skoru = textB.sentiment.polarity
        df.at[i, 'sentiment_skoru']=sentiment_skoru
        if sentiment_skoru <0.00:
            duygu_sinifi = '-1'
            df.at[i, 'duygu_sinifi' ]=duygu_sinifi

        elif sentiment_skoru >0.00:
            duygu_sinifi = '1'
            df.at[i, 'duygu_sinifi' ]=duygu_sinifi
        else:
            duygu_sinifi = '0'
            df.at[i, 'duygu_sinifi' ]=duygu_sinifi
    return df
sentiment_skorla(df)
df.groupby("duygu_sinifi").count()
duygu_freq = df.groupby("duygu_sinifi").count()["id"]
duygu_freq.plot.bar(x = "duygu_sinifi",y = "id");

```

Makine Öğrenmesi

```
def naive_bayes(train, test):  
    summarize = summarize_by_class(train)  
    predictions = list()  
    for row in test:  
        output = predict(summarize, row)  
        predictions.append(output)  
    return(predictions)  
  
filename = '*.csv'  
dataset = load_csv(filename)  
for i in range(len(dataset[0])-1):  
    str_column_to_float(dataset, i)  
    str_column_to_int(dataset, len(dataset[0])-1)  
n_folds = 5  
scores = evaluate_algorithm(dataset, naive_bayes, n_folds)  
print('Scores: %s' % scores)  
print('Mean Accuracy: %.3f%%' % (sum(scores)/float(len(scores))))  
model = summarize_by_class(dataset)  
  
label = predict(model, row)  
  
def str_column_to_int(dataset, column):  
    class_values = [row[column] for row in dataset]  
    unique = set(class_values)  
    lookup = dict()  
    for i, value in enumerate(unique):  
        lookup[value] = i  
    print('[%s] => %d' % (value, i))  
    for row in dataset:  
        row[column] = lookup[row[column]]  
    return lookup  
  
from csv import reader  
from math import sqrt
```

```

from math import exp
from math import pi

def load_csv(filename):
    dataset = list()
    with open(filename, 'r') as file:
        csv_reader = reader(file)
        for row in csv_reader:
            if not row:
                continue
            dataset.append(row)
    return dataset

for i in range(len(dataset[0])-1):
    str_column_to_float(dataset, i)
str_column_to_int(dataset, len(dataset[0])-1)
model = summarize_by_class(dataset)
label = predict(model, row)
print('Data=%s, Predicted: %s' % (row, label))

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
rf = RandomForestRegressor(n_estimators, random_state)
rf.fit(train_features, train_labels);
predictions = rf.predict(test_features)
errors = abs(predictions - test_labels)
print('Mean Absolute Error:', round(np.mean(errors)), 'degrees.')
mape = 100 * (errors / test_labels)
accuracy = 100 - np.mean(mape)
print('Accuracy:', round(accuracy, 2), '%.')
rf_small = RandomForestRegressor(n_estimators=10, max_depth = 3)
rf_small.fit(train_features, train_labels)
tree_small = rf_small.estimators_[5]
export_graphviz(tree_small, out_file = 'small_tree.dot',
                feature_names = feature_list, rounded = True,

```

```
precision = 1)
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=44)
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
rf_model = RandomForestClassifier(n_estimators=50, max_features="auto",
random_state=44)
rf_model.fit(X_train, y_train)
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=3)
model.fit(features,label)
predicted= model.predict([[0,2]])
```

EK 2: EKONOMİ VE EĞİTİM ALANLARININ TÜM DÖNEMLERİNE İLİŞKİN TEMİZLENMİŞ VERİLER

Ekonomi için Pandemi Öncesi Döneme İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	nisan haftası belediye seçimleri dolar kuru aralık olması bekliyorsunuz
1	millet güven kaybı gelişme yolunda ekonomi yabancı kaynağa erişim sıkıntıları ortaya çıkarınca
2	merkezi yönetim bütçe açığının milli gelire oranı önümüzdeki yıl yüzde altında tutul
3	peki ihalesi yapılmış yapılmamış ancak başlanmamış projeler askıya alınınca
4	türkiye kişi başı milli gelir yılı yana doların altında seyrederken nasıl

Ekonomi için Pandeminin 1. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	makarna yag ekmek depoluyor herkes market yağmalanmış rafl
1	yarasa yemiş çinliler olan biz oldu virüs saçmalıktan başka bir şey değ
2	fahrettin koca açıklama yaptı covid19 ilk vaka görülmüş eyvah bundan sonra
3	eskiden veba salgın vardı şimdi koronavirüs çıktı başımız neler gelece
4	dezenfektan kolonya maske garip şeyler oluyor dünyada bakalımmmm

Ekonomi için Pandeminin 2. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	ekonomik olarak kötü günler bizi bekliyor allah sonumuzu hayı
1	dükkanlar nasıl açılacak bundan sonra ekonomi iflas eder şahs
2	hastanelerin durumu hiç iyi değil kapanmalar işe yarıyor acaba
3	vaka sayılarındaki artışın önüne nasıl geçilecek maske takmayanl
4	sağlık ekonomi ciddi sınavdan geçiyor fahrettin koca yapabilir

Ekonomi için Pandeminin 3. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	dalga fena arttı sayılar filyasyon ekipleri kapı geziyor mask
1	dükkanlar teker iflas ediyor gidişata dur denmeli herkes önlem
2	maaşlar yatmıyor millet ekmek nasılll alacak evde çocukl
3	yoğunbakımlarda yatacak sedye yokmuş millet ölsün nereye var
4	vallahi işin sonu nereye varacak korkuyorumm artık ölecekse

Ekonomi için Pandeminin 4. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	aşısızlara çare bulunmalı ben aşı oldum neden kimse umursamıyor ölüm
1	kapanmaların önüne geçilsin artık bunaldık yeter dayanılmaz hal aldı durum
2	gidişat fena hastaneler dolu evler öyle para sıkıntısı feci yapacağız imdat
3	annemi babamı kaybettim yeter artık birşeyler yapın fahrettin koca sesimiz
4	vaka sayısında ciddi artış ölümlerde azalma görelim nasıl dönem

Ekonomi için Pandeminin 5. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	omicronumuz eksikti hoşgeldi siz aşı olmayın sakın sizin yüzünüzden olu
1	yeni dalga geldi parayok mutluluk yok sağlıkyook dünya sağlık örgütü olac
2	pik yaptık tekrar hayırlı uğurlu olsun kaçınıcı artık dayancak durum kalmadı
3	dışarı çıkmak istiyorum evde nereye kadar aşılana nlar gezsın
4	nerden çıktı omikron yaşlılar nasıl dayansın bizi sarstı öffffff

Ekonomi için Pandeminin 1. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	haydi bakalım herkese hayırlı uğurlu olsun artık normal insan döndük yin
1	sokağa çıkmayı özledimmya kahve içmek lüks oldu kademeli olarak herkes
2	vaka sayıları azalıyor yaşasın artık esaret bitti sayılır herkes maskesini taks
3	koronavirüs salgını kontrol altına alınıyor hes kodu gösteren avm kuyruklarında
4	Vallahi bunalmıştık yeninormal iyigeldi herkes dışarda geziyor maske takm

Ekonomi için Pandeminin 2. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	hayat sığmıyordu böyle güzel tatil döneminde kapanmak facia resmen yaşas
1	işler açıldı şükür ekonomi toparlıyor galiba kimse tedbiri elden bırakmasın nol
2	inşaat sektöründe siparişler artıyor ekonomiyi kadar etkiler durum çalışanın yüzü gülsün art
3	maaşım yattı çok şükür iflas edenlere yazık vallahi ülkenin hali ortada
4	Kademeli aşılanıyoruz olmayanlar nolcak herkes olsun zaman gevşemesin kimse

Ekonomi için Pandeminin 3. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	sınırlamalar bitsin tamamen normale dönelim maskeden bıktımyaaaa
1	açık alanlardan maske yasağı kalktı ohbee şakagibi dönemmm
2	fahrettin kocanın açıklamalarını iyi dinleyin yine başa dönmeyelimmm
3	işsizlik had safhada ülkenin hali olacak uzaylılar kaldı gelmeyen göktaşıda çarp
4	işe gidenler maske takacak zorluk yine bizeeeee nefes alamıyorum artık

Eğitim için Pandemi Öncesi Döneme İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	atama bekliyoruz duyun sesimizi meb artık sene olmadı yine öğretmenlik yapam
1	eğitim ücretlerine düzenleme yapın servislerle yükseliyor fiyatlar lütf
2	kadro istiyoruz sayın bakanım sözleşmeli çalışmak istemiyoruz lütfen duyun sesimizi artk
3	kaçıncı sene yine beklemedeyiz bakanım çözüm istiyoruz artıkkkk
4	laboratuvarda bilgisayarlar yetersiz her öğrenciye bilgisayar düşmüyor yetkililer

Eğitim için Pandeminin 1. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	okullar kapandı nolcak şimdi çocukların hali kızım daha yeni başladı okula
1	eğitime ara verildi uzaktan sağlıklı olacakmı yüzyüze etkili olmayacak offf
2	belirsiz süreç ziya selçuk bakanım eğitime nasıl ara vereceğizki sınavlar nasıl yap
3	eba düzgün yayın yaopmıyor hep tekrar olum çok sıkılıyor oturmuyor bakanı
4	veliler neyle ilgilensin derslere nasıl yetişsin ya yazılılar nasıl yapılacak

Eğitim için Pandeminin 2. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	çocuklar çok sıkıldı hocam ders çalışmıyorlar bakanım yardımmmmm
1	milli eğitim duy sesimizi çocuklar ziyan oldu sene gitti bundan sonra hiçb
2	öğrenciler dersleri takip edemiyor zoomdan hocam ben nasıl anlatayım bilmediğim konuy
3	öğretmenlerin maaşları tam yatmıyor sıkıntıda hepsi aile geçindiriyorlar nasıl
4	karı koca öğretmeniz sıkıntı yaşıyoruz kiraya yetmiyor maaşlar bakanım nasıl çıkacağız işin içinden

Eğitim için Pandeminin 3. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	bizim sınıf karantinaya alındı valla durum fena çocuklar hasta öğretmende
1	kullar açılsın artıkya yeter hepimiz bunaldık nolcaksa olsun çocuk dururmu evde
2	uzaktan ders anlatmak hiçde verimli değilki çocuğa soru soruyorum cevap verm
3	sınıftaki pozitif vaka sayısında artış var yazık çocuklara iyice koptular derslerden
4	çocuklar aşı olacakmıya yaptırmam izin vermem çocuğuma bizoluyoruz neyse

Ekonomi için Pandeminin 4. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	tatilllll daral geldi yeminle neysene dinlenme zamanı artık yeterya
1	şimdi tatile gidenler yüzünden dönüşte okullar kapanacak oturun yerinizdee
2	vaka sayılarını kimse takip etmiyormu acaba herkes rahatladı göreceğiz bakalım
3	maske takmak kadar zormuya korona olanlar takmıyor vallahi
4	aşı olmayanları anlamıyorum rahatlık diz boyu kapalı ortama girmeyin mademm

Eğitim İçin Pandeminin 5. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	omicronda neymiş artık vallahi yeter dalga geliyor yeniden bitmedi gittii
1	vaka sayıları arttıkça eğitim kalitesi yerlerde geziyr perişan olduk artıkkk
2	rekör üstüne rekor kırıyor şimdide omikron geldi kimse tedbirli davranmıyor nas
3	pcrlar hatalı sonuç veriyor bukadar zaman geçti semptom yokama pozitifimhsjk
4	allahım kabus bitiyormu yoksa kurtulalımmmm aylar geçti tüketti hepimizi korona

Eğitim İçin Pandeminin 1. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	salgında ölenlerin sayısı hızla artıyor hersey tersine gidiyor durun artıkya
1	koronavirüsü hiçe sayıp tatile koşanlar eylülde nolcak acaba çocukları düşünen yokmu
2	zoomdan canlı dersler nakadar başarılı olduki heba oldu bütün dönem
3	öğrenciler dinlensin bunaldılar iyice ancak senebaşında nolacağı meçhul tabiii
4	üniversite öğrencileri nasıl mezun olacak durumda online sınavlar nasıl yönetilecek

Eğitim İçin Pandeminin 2. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	kademeliye geçtik hayırlı uğurlu olsun iyice bırakır herkes tedbiri artık
1	negatif sayıda artış var takın maskenizi toplu taşımalarda özellikle
2	kısıtlamalar kadar gevşetildi seyahat serbest yakında iyice artar vaka sayıları
3	sokakta maske takan yokki yine döneceğiz karantinaya kısır döngü
4	parklar bahçeler doldu taşı valla herkes geziyor dipdibe hele kapalı alanda

Eğitim İçin Pandeminin 3. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT
0	ohhh beeee işte rahatlık maske takmak istemiyorummm yeter
1	karneleri ne zaman verecekler kimse durmaz sene sonunda tatile gider herkes
2	öğrenciler öğretmenler rahatlasın artık bitmek üzere bittik sistemde
3	eşzamanlı dersler başarılı oldumuki eğitim sistemi sınıfta kaldı
4	karneler neyi yansıtıyor bence çocukları değil eğitim sisteminin çöküşünü

EK 3: EKONOMİ VE EĞİTİM ALANLARININ TÜM DÖNEMLERİNE İLİŞKİN TWEET PUANLARI

Ekonomi İçin Pandemi Öncesi Döneme İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	nisan haftası belediye seçimleri dolar kuru aralık olması bekliyorsunuz	0
1	millet güven kaybı gelişme yolunda ekonomi yabancı kaynağa erişim sıkıntıları ortaya çıkarınca	-1
2	merkezi yönetim bütçe açığının milli gelire oranı önümüzdeki yıl yüzde altında tutul	-2
3	peki ihalesi yapılmış yapılmamış ancak başlanmamış projeler askıya alınınca	-3
4	türkiye kişi başı milli gelir yılı yana doların altında seyrederken nasıl	0

Ekonomi İçin Pandeminin 1. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	makarna yağ ekmek depoluyor herkes market yağmalanmış rafl	-1
1	yarasa yemiş çinliler olan biz oldu virüs saçmalıktan başka bir şey değ	-1
2	fahrettin koca açıklama yaptı covid19 ilk vaka görülmüş eyvah bundan sonra	-1
3	eskiden veba salgın vardı şimdi koronavirüs çıktı başımız neler gelece	-2
4	dezenfektan kolonya maske garip şeyler oluyor dünyada bakalımmm	-1

Ekonomi İçin Pandeminin 2. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	ekonomik olarak kötü günler bizi bekliyor allah sonumuzu hayı	-1
1	dükkanlar nasıl açılacak bundan sonra ekonomi iflas eder şahs	-1
2	hastanelerin durumu hiç iyi değil kapanmalar işe yarıyor acaba	-2
3	vaka sayılarındaki artışın önüne nasıl geçilecek maske takmayanl	0
4	sağlık ekonomi ciddi sınavdan geçiyor fahrettin koca yapabilir	0

Ekonomi İçin Pandeminin 3. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	dalga fena arttı sayılar filyasyon ekipleri kapı geziyor mask	-1
1	dükkanlar teker iflas ediyor gidişata dur denmeli herkes önlem	-1
2	maaşlar yatmıyor millet ekmek nasıllı alacak evde çocukl	-1
3	yoğunbakımlarda yatacak sedye yokmuş millet ölsün nereye var	-2
4	vallahi işin sonu nereye varacak korkuyorumm artık ölecekse	-2

Ekonomi İçin Pandeminin 4. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	aşısızlara çare bulunmalı ben aşı oldum neden kimse umursamıyor ölüm	-3
1	kapanmaların önüne geçilsin artık bunaldık yeter dayanılmaz hal aldı durum	-3
2	gidişat fena hastaneler dolu evler öyle para sıkıntısı feci yapacağız imdat	-4
3	annemi babamı kaybettim yeter artık birşeyler yapın fahrettin koca sesimiz	-2
4	vaka sayısında ciddi artış ölümlerde azalma görelim nasıl dönem	-2

Ekonomi İçin Pandeminin 5. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	omicronumuz eksikti hoşgeldi siz aşı olmayın sakın sizin yüzünüzden olu	-4
1	yeni dalga geldi parayok mutluluk yok sağlık yok dünya sağlık örgütü olac	-3
2	pik yaptık tekrar hayırlı uğurlu olsun kaçınıcı artık dayanacak durum kalmadı	0
3	dışarı çıkmak istiyorum evde nereye kadar aşılana nlar gezs in	0
4	nerden çıktı omikron yaşlılar nasıl dayansın bizi sarstı öffffff	-1

Ekonomi İçin Pandeminin 1. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	haydi bakalım herkese hayırlı uğurlu olsun artık normal insan döndük yin	2
1	sokağa çıkmayı özledimmya kahve içmek lüks oldu kademeli olarak herkes	1
2	vaka sayıları azalıyor yaşasın artık esaret bitti sayılır herkes maskesini taks	0
3	koronavirüs salgını kontrol altına alınıyor hes kodu gösteren avm kuyruklarında	0
4	vallahi bunalmış tık yeninormal iyi geldi herkes dışarda geziyor maske takm	1

Ekonomi İçin Pandeminin 2. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	hayat sığmıyordu böyle güzel tatil döneminde kapanmak facia resmen yaşas	-2
1	işler açıldı şükür ekonomi toparlıyor galiba kimse tedbiri elden bırakmasın nol	3
2	inşaat sektöründe siparişler artıyor ekonomiyi kadar etkiler durum çalışanın yüzü gülsün art	2
3	maaşım yattı çok şükür iflas edenlere yazık vallahi ülkenin hali ortada	0
4	kademeli aşılanıyoruz olmayanlar nolcak herkes olsun zaman gevşemesin kimse	0

Ekonomi İçin Pandeminin 3. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	sınırlamalar bitsin tamamen normale dönelim maskeden bıktımyaaaa	0
1	açık alanlarda maske yasağı kalktı ohbee şakagibi dönemmm	0
2	fahrettin kocanın açıklamalarını iyi dinleyin yine başa dönmeyelimmmmm	1
3	işsizlik had safhada ülkenin hali olacak uzaylılar kaldı gelmeyen göktasşıda çarp	-1
4	işe gidenler maske takacak zorluk yine bizeeeee nefes alamıyorum artık	2

Eğitim İçin Pandemi Öncesi Döneme İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	atama bekliyoruz duyun sesimizi meb artık sene olmadı yine öğretmenlik yapam	0
1	eğitim ücretlerine düzenleme yapın servislerle yükseliyor fiyatlar lütf	0
2	kadro istiyoruz sayın bakanım sözleşmeli çalışmak istemiyoruz lütfen duyun sesimizi artk	-1
3	kaçıncı sene yine beklemedeyiz bakanım çözüm istiyoruz artıkkkk	0
4	laboratuvarıda bilgisayarlar yetersiz her öğrenciye bilgisayar düşmüyor yetkililer	-2



Eğitim İçin Pandeminin 1. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	okullar kapandı nolcak şimdi çocukların hali kızım daha yeni başladı okula	-1
1	eğitime ara verildi uzaktan sağlıklı olacakmı yüzyüze etkili olmayacak offff	-1
2	belirsiz süreç ziya selçuk bakanım eğitime nasıl ara vereceğizki sınavlar nasıl yap	-1
3	eba düzgün yayın yapmıyor hep tekrar olum çok sıkılıyor oturmuyor bakanı	-3
4	veliler neyle ilgilensin derslere nasıl yetişsin ya yazılılar nasıl yapılacak	0

Eğitim İçin Pandeminin 2. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	çocuklar çok sıkıldı hocam ders çalışmıyorlar bakanım yardımmmmm	-2
1	milli eğitim duy sesimizi çocuklar ziyan oldu sene gitti bundan sonra hiçb	-2
2	öğrenciler dersleri takip edemiyor zoomdan hocam ben nasıl anlatayım bilmediğim konuy	-2
3	öğretmenlerin maaşları tam yatmıyor sıkıntıda hepsi aile geçindiriyorlar nasıl	-2
4	karı koca öğretmeniz sıkıntı yaşıyoruz kiraya yetmiyor maaşlar bakanım nasıl çıkacağız işin içinden	-2



Eğitim İçin Pandeminin 3. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	bizim sınıf karantinaya alındı valla durum fena çocuklar hasta öğretmende	-3
1	okullar açılın artıkya yeter hepimiz bunaldık nolcaksa olsun çocuk durummu evde	-1
2	uzaktan ders anlatmak hiçde verimli değilki çocuğa soru soruyorum cevap verm	-1
3	sınıftaki pozitif vaka sayısında artış var yazık çocuklara iyice koptular derslerden	0
4	çocuklar aşı olacakmıya yaptırmam izin vermem çocuğuma bizoluyoruz neyse	-2

Ekonomi İçin Pandeminin 4. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	tatilllll daral geldi yeminle neysene dinlenme zamanı artık yeterya	-1
1	şimdi tatile gidenler yüzünden dönüşte okullar kapanacak oturun yerinizdee	-2
2	vaka sayılarını kimse takip etmiyormu acaba herkes rahatladı göreceğiz bakalım	0
3	maske takmak kadar zormuya korona olanlar takmıyor vallahi	-1
4	aşı olmayanları anlamıyorum rahatlık diz boyu kapalı ortama girmeyin mademm	-2

**Eğitim İçin Pandeminin 5. Pik Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler**

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	omicronda neymiş artık vallahi yeter dalga geliyor yeniden bitmedi gittii	-3
1	vaka sayıları arttıkça eğitim kalitesi yerlerde geziyr perişan olduk artıkkk	-1
2	rekor üstüne rekor kırıyor şimdide omikron geldi kimse tedbirli davranmıyor nas	-1
3	pcrlar hatalı sonuç veriyor bukadar zaman geçti semptom yokama pozitifimhsjk	-1
4	allahım kabus bitiyormu yoksa kurtulalımmm aylar geçti tüketti hepimizi korona	-2

Eğitim İçin Pandeminin 1. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	salgında ölenlerin sayısı hızla artıyor hersey tersine gidiyor durun artıkya	-1
1	koronavirüsü hiçe sayıp tatile koşanlar eylülde nolcak acaba çocukları düşünen yokmu	-1
2	zoomdan canlı dersler nakadar başarılı olduki heba oldu bütün dönem	-1
3	öğrenciler dinlensin bunaldılar iyice ancak senebaşında nolaçağı meçhul tabiii	-2
4	üniversite öğrencileri nasıl mezun olacak durumda online sınavlar nasıl yönetilecek	0

**Eğitim İçin Pandeminin 2. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler**

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	kademeliye geçtik hayırlı uğurlu olsun iyice bırakır herkes tedbiri artık	1
1	negatif sayıda artış var takın maskenizi toplu taşımalarda özellikle	-1
2	kısıtlamalar kadar gevşetildi seyahat serbest yakında iyice artar vaka sayıları	2
3	sokakta maske takan yokki yine döneceğiz karantinaya kısır döngü	0
4	parklar bahçeler doldu taşı valla herkes geziyor dipdibe hele kapalı alanda	0

Eğitim İçin Pandeminin 3. Normalleşme Dönemine İlişkin Temizlenmiş Veriler

INDEX	TEXT	TWEET PUANI
0	ohhh beeee işte rahatlık maske takmak istemiyorummm yeter	0
1	karneleri nezaman verecekler kimse durmaz sene sonunda tatile gider herkes	0
2	öğrenciler öğretmenler rahatlasın artık bitmek üzere bittik sistemde	-2
3	eşzamanlı dersler başarılı oldumuki eğitim sistemi sınıfta kaldı	0
4	karneler neyi yansıtıyor bence çocukları değil eğitim sisteminin çöküşünü	-1

EK 4: ÖZGEÇMİŞ

Adı-Soyadı	Elçin TİMUR ÇAKMAK		
Doğum Yeri ve Yılı			
Bildiği Yabancı Diller	Türkçe (Anadil) İngilizce (Akıcı) Almanca (Başlangıç)		
Eğitim Durumu	Başlama-Bitirme Yılı		Kurum Adı
Lise	1996	2000	Eskişehir Gazi Lisesi
Lisans	2000	2004	Dokuz Eylül Üniversitesi – Ekonometri
Yüksek Lisans	2004	2008	Anadolu Üniversitesi – Sayısal Yöntemler
Çalıştığı Kurumlar	Başlama-Ayrılma Yılı		Çalışılan Kurumun Adı
1.	2009 – 2010		Micro Cooling Technologies (MIT)
2.	2010 – 2011		LITERA Grup
3.	2013 – 2019		NT Mühendislik
Katıldığı Proje ve Toplantılar	• (2022 –) COVID-19 Pandemisinin Ekonomi ve Eğitim Üzerindeki Etkileri: Twitter Üzerinden Türkiye Örneği, Uludağ Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi, Proje No: SDK-2022-780 • (2009 – 2011) Uludağ Üniversitesi Tıp Fakültesi Kulak-Burun-Boğaz Polikliniğinde Benzetim Uygulaması, Uludağ Üniversitesi Araştırma Projeleri Merkezi		
Yayınlar:	Kitap: • Bölüm Yazarları – Prof. Dr. Ayşe OĞUZLAR & Elçin TİMUR ÇAKMAK, SOSYAL BİLİMLER İÇİN ÇOK DEĞİŞKENLİ İSTATİSTİKSEL ANALİZ TEKNİKLERİ - STATA, SPSS ve R Uygulamaları, Nobel Akademik Yayıncılık · Sep 29, 2022, Editörler: Selay Giray Yakut, Dilek Altaş Karaca Makaleler: • Çakmak Timur, E., & Oğuzlar, A. (2022). “Sosyal Medyada Duygu Analizi: COVID-19 Sürecinde 5G Algısı”, International Journal of Social Inquiry 15(1), 55–68. https://doi.org/10.37093/ijsi.928685		

	• Çakmak, T. E., Oğuzlar, A. “2020 Amerika Birleşik Devletleri Başkanlık Seçimi Sosyal Medya Duygu Analizi”, 20. Uluslararası Ekonometri, Yöneylem Araştırması ve İstatistik Sempozyumu (EYİ2020), Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi · Feb 14, 2020 • Sezen H.Kemal, E. T. Çakmak, Ş. Kaya, S. Onart, M.M. Günal, “An Application of Reducing Patient-Waiting Time Periods by aiming Source-Balancing in Ear-Nose-Throat Clinic”, Uludag University Information, R&D Conference. · Nov 15, 2011 • Kaya Sule, E.T.Cakmak, M.M.Güenal, H.K.Sezen, S.Onart. “Simulation Project for an Ear-Nose-Throat Clinic”, 36th International Conference of the EURO Working Group on Operational Research Applied to Health Services (ORAHS 2010). Jul 18, 2010 • Timur Elçin, N.Alptekin. “Portfolio Optimization via Stochastic Programming: An Application on the Istanbul Stock Exchange”, XI. International Conference on Stochastic Programming, Viyana, Avusturya. · Aug 27, 2007				
İletişim (e-posta):					
	<table> <tr> <td>Tarih</td><td>13/01/2023</td></tr> <tr> <td>Adı-Soyadı</td><td>Elçin TİMUR ÇAKMAK</td></tr> </table>	Tarih	13/01/2023	Adı-Soyadı	Elçin TİMUR ÇAKMAK
Tarih	13/01/2023				
Adı-Soyadı	Elçin TİMUR ÇAKMAK				