

# PANDEMİ SÜRECİNDE TOPLUM GÖRÜŞÜNÜN DUYGU ANALİZİ YÖNTEMİYLE İNCELENMESİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Ahmet SEL<sup>1</sup>

## Öz

Koronavirüs salgını nedeniyle başlayan pandemi süreci toplumun her kesimini fazlasıyla etkilemiştir. Sosyal medya platformları özellikle pandemi sürecinde insanların duygu ve düşüncelerini rahatlıkla yansıtırları mecralar olmuştur. Bu çalışmada Twitter uygulamasında “korona”, “corona”, “covid19” ve “kovid19” anahtar kelimeleri ile 2020 yılı içinde atılan mesajlar duygu analizi ve n-gram yöntemleriyle incelenmiştir. Toplamda yaklaşık 1.2 milyon mesaj ön işleme tabi tutulduktan sonra Google E-tablolar yardımıyla İngilizceye çevrilmiştir. Daha sonra Python programlama dilinde Textblob yazılımı sayesinde duygu analizi yapılmış ve her ay için pozitif ve negatif duyguları belirten kelimelerin sıklıkları n-gram yöntemiyle incelenmiştir. Araştırma sonucunda pozitif başlıklarda; hastane, yoğun bakım, evde kalma, test, sosyal mesafe ve Dünya Sağlık Örgütü’nün öne çıktığı görülmektedir. Negatif yöndeki ifadelerde ise; ev, salgın, negatif test, kayıp edilen insanlar, sosyal mesafe, sağlık işçileri, vaka sayıları, sınav, aşı ve iş başlıkları öne çıktığı görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Doğal Dil İşleme, Duygu Analizi, Textblob, N-gram, Pandemi

**Jel Sınıflaması:**C88, Y1, Z1

## INVESTIGATION of COMMUNITY OPINION USING SENTIMENT ANALYSIS DURING PANDEMIC PROCESS: CASE of TURKEY

### Abstract

The pandemic, which began due to the Coronavirus outbreak, has greatly affect edall segments of society. Social media platforms are channels where people easily reflect their feelings and thoughts, especially during the pandemic process. In this study, messages thrown in 2020 with the keywords “Corona”, “corona”, “covid19” and “kovid19” in Twitter application were examined by emotion analysis and n-gram methods. A total of about 1.2 million messages have been pre-processed and translated into English with the help of Google spread sheets. Later, emotion analysis was performed using Textblob software in the Python programming language and the frequency of words indicating positive and nagative emotions for each month was examined by the n-gram method. As a result of theresearch, it is seen that the positive names; Hospital, Intensive Care, stay at home, test, social distance and the World Health Organization stand out. Innegative expressions, home, epidemic, negative test, missing people, social distance, health workers, case numbers, exam, vaccine and job titles were shown to stand out.

**Keywords:** Natural Language Processing, Sentiment Analysis, Textblob, N-gram, Pandemic

**Jel Classification:** C88, Y1, Z1

---

<sup>1</sup> Dr. Matematik Öğretmeni, Millî Eğitim Bakanlığı, [selahmet43@gmail.com](mailto:selahmet43@gmail.com), ORCID: 0000-0003-1914-5878

## 1. Giriş

İnternetin hızla yaygınlaşmasıyla web üzerindeki bilgi de büyük miktarlarda artmaktadır. Günümüz insanları artık duygu ve görüşlerini bloglar, forumlar ve sosyal ağlar üzerinden kolayca paylaşmaktadırlar. Paylaşılan duygu ve görüşler, iş dünyasının ürünler ve hizmetler konusundaki kararlarında önemli rol oynamaktadır. İnternetin bu denli yaygın kullanımından önce halkın genel görüşü ve tüketici bakış açısı ile ilgili bilgiler genellikle pahalı ve uzun soluklu araştırmalar sonucu elde edilmekteydi. Sosyal medya kullanımı toplumun her kesimini temsil etmemesine karşın giderek temsil gücü arttırmıştır. Sosyal medya üzerinden marka, şirket ve kişi analizleri yapılarak itibar ölçümleri yapılabilmekte, pozitif veya negatif yönde eğilimler duygu analizi ile belirlenebilmektedir (Parlar, Saraç ve Özel, 2017).

Sosyal medya platformlarında etkin olan kişilerin fazlalığı ile duygu ve düşüncelerini rahatça paylaşabilmeleri şirketleri ve siyasileri bu alanda etkin olmaya itmiştir. Paylaşılan yorumlar sayesinde insanların ilgi ve ihtiyaçları doğrultusunda yeni ürünler sunabilmekte ya da var olanlar hakkındaki görüşleri alınabilmektedir. Gerçek hayatta elde edilmesi çok zor olan veriler gerekli yazılımlar sayesinde platformlardan alınmakta ve işlenmektedir. Metin halinde çekilen verilerin analiz edilmesi doğal dil işleme alanındaki gelişmelerle etkinliğini arttırmaktadır. Özellikle makine öğrenmesi ve büyük veri alanındaki gelişmelere paralel olarak metin madenciliği alanına olan ilgide artmıştır.

Çin Halk Cumhuriyeti'nin Wuhan kentinde 2019 yılı sonunda ateş, öksürük, nefes darlığı gibi çeşitli solunum yolu belirtileri sonucunda ortaya çıkan yeni tip koronovirüs (COVID-19) ilk olarak deniz ürünleri ve hayvan pazarında bulunanlarda tespit edilmiş, daha sonra ise insandan insana bulaşarak diğer dünya ülkelerine yayılım göstermiştir (TC. Sağlık Bakanlığı, 2020). Bunun sonucunda devletler salgının yayılmasını önlemek adına insanların hareketlerini kısıtlamaya gitmişlerdir. Belirli saat ve yaş gruplarına göre konulan kısıtlamalar insanların evlerinde daha fazla kalmalarına neden olmuştur. Bundan dolayı internet üzerinde daha fazla vakit geçirmeye başlayan bireyler sosyal medya içinde de daha etkin olmaya başlamışlardır.

Twitter, sosyal medya platformları içerisinde ağırlıklı olarak yazılı ve görsel içerikler barındırmasından dolayı gündem takip etme arzusunda olan insanların yoğun olarak kullandığı bir mecra halini almıştır. Devlet başkanları, parti liderleri, spor kulüpleri ve sivil toplum kuruluşlarının bilgi paylaşımında ilk sıraya koydukları, seçim stratejilerine yön vermek amacıyla kampanyaların yürütüldüğü, ilk ağızdan resmî açıklamaların paylaşıldığı ve

etkisi kanıtlanmış bir platform olmuştur (Darı, 2018, s. 9). Ana içerik paylaşımı metin üzerine olan Twitter metin madenciliği ve duygu analizi konusunda araştırmacılara önemli bir kaynak teşkil etmektedir.

Bu çalışmada virüsün başladığı ve yayıldığı süre olan 2020 yılı için atılan Türkçe Twitter mesajlarının içeriği duygu analizi ve N-gram yöntemleriyle incelenmiştir. Mesajlar için “korona”, “corona”, “covid19” ve “kovid19” anahtar kelimeleri dikkate alınmıştır. Her ay için ortalama yüz bin tweet ile yaklaşık 1.2 milyon mesaj analize dahil edilmiştir. Öncelikle mesajlar ön işleme tabi tutulmuş sonrasında da Google e-tablolar yardımıyla İngilizce diline çevrilmiştir. Python programlama dilinde bulunan Textblob yazılımı sayesinde duygu analizi yapılmış ve her ay için pozitif ve negatif duyguları belirten kelimeler N-gram yöntemiyle incelenmiştir. Çalışmanın sonucunda elde edilen veriler sayesinde insanların olumlu ya da olumsuz olarak gördüğü başlıklar ay bazında değerlendirilmiştir.

## 2. Literatür Taraması

Duygu analizi konusunda yapılan çalışmalar incelendiğinde; Parlar, Saraç ve Özel(2017), çalışmalarında Türkçe mesajlar için nitelik seçim kriterlerini entropi yöntemi ile karşılaştırmıştır. Elden edilen sonuçlarda duygu analizinde karınca kolonisi optimizasyon ve sorgu genişletme yöntemlerinin daha etkin oldukları görülmüştür. Powar, Kadam ve Salvi (2018), mesaj verilerinin geçmiş dönemlerini inceleyerek sınıflandırma işlemine tabi tutmuşlardır. Elde edilen model ile yeni atılan mesajlar için kötü ve normal olarak sınıflandırabilecek model elde edilmiştir. Modellerde kullanılan naivebayes ve lojistik regresyon yöntemleriyle başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Türkmenoğlu (2015), çalışmasında twitter ve film yorumları üzerinde makine öğrenmesi yöntemleri ve sözlük tabanlı duygu analizi gerçekleştirmiştir. Twitter için sözlük tabanlı yöntemin %75,2 ve makine öğrenmesinin ise %85 başarı göstermiştir. Film yorumlarında ise sözlük tabanlı %79,5 ve makine öğrenmesinin %89 başarı gösterdiği tespit edilmiştir. Aydoğan ve Karcı (2019), çalışmalarında metin sınıflandırma problemi uygulaması için iki Türkçe veri seti oluşturmuştur. Etiketsiz metinler ile ilk veri setinden kelime vektörleri, transfer öğrenme yardımıyla haber sitelerinden toplanan verilerle oluşturulmuş ve ikinci veri seti üzerine aktarılmıştır. Daha sonra bu veri seti üzerinde makine öğrenmesi algoritmalarından Naive Bayes ve Destek Vektör Makineleri ile metin sınıflandırma işlemi yapılmıştır. Sonuç olarak Destek Vektör Makinesi modelinin daha başarılı performans gösterdiği görülmüştür. Meral ve Diri(2014), çalışmasında Twitter'dan toplanan veriler yardımıyla algı analizi çalışması yürütmüşlerdir. Analizde doğal dil işleme ve Naive Bayes, Rastgele Orman ve Destek Vektör

Makinesi gibi makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak, akıllı bir sistem oluşturulmuş ve %90'a yakın başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ayata, Saraçlar ve Özgür (2017), çalışmasında mesajların olumlu ve olumsuz olarak sınıflandırılmasında Destek Karar Makinesi ve Rastgele Orman yöntemlerini kullanmıştır. Mesajların sınıflandırılmasında sektör temelli olmasının başarıyı arttırdığı görülmüştür. Sektörel sonuçlarda bankacılık %89.97, futbol %84.02, telekom %73.86, perakende %63.68 ve genel düzeyde %74.60 doğrulukla bulunmuştur. Çoban, Özyer ve Özyer (2015), çalışmalarında mesajlar yardımıyla oluşturulan veri setinde olumlu ve olumsuz olarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirmiştir. Uygulamada SVM, NaiveBayes, Multinom Naive Bayes ve KNN algoritmaları kullanılmıştır. Sonuç olarak sınıflandırma başarısı BoW model için daha düşük elde edilmiştir. Safalı, Avaroğlu ve Ergen (2018), çalışmalarında twitter üzerinden elde edilen veriler yardımıyla veri madenciliği teknikleri kullanılarak kullanıcıların destekledikleri veya sempaticanlı oldukları siyasi partiler sınıflandırma yöntemiyle tahmin edilmeye çalışılmıştır. Sınıflandırma yöntemi sonucunda yaklaşık olarak %95 başarı sağlanmıştır. Ayata, Saraçlar ve Özgür (2017), çalışmalarında siyasi görüşler bulunan İngilizce mesajlardan kullanıcıları politik yönelimleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Sınıflandırmada 'demokrat' ve 'cumhuriyetçi' başlıkları kullanılmıştır. Geliştirilen modellerde destek karar makinesi, uzun kısa süreli bellek yinelemeli sinirsel ağlar yöntemleri kullanılmıştır. Uzun kısa süreli bellek yinelemeli sinirsel ağlar ile geliştirilen modelin politik yönelimleri tahmin etmede %77.92 doğruluk oranı ile diğerlerinden daha başarılı olduğu görülmüştür. Karcioğlu ve Aydın (2019), çalışmalarında Türkçe ve İngilizce etiketli mesajlar için Word2Vec modelinin uygulanması ve kök alma işleminin Word2Vec modeline etkisi araştırılmıştır. Python ortamında uygulama sonucunda elde edilen başarı değerleri Lineer SVM ve Lojistik Regresyon ile karşılaştırılmış ve duygu analizi sınıflandırma sonuçları değerlendirilmiştir. Sonuç olarak, doğal dil işleme uygulamalarında kök almanın duygu analizlerinde uygulanmaması ve bu işlemin başarıyı düşürdüğü görülmüştür.

Pandemi döneminde duygu analizi konusunda yapılan çalışmalar incelendiğinde; Zhou, Yang, Xiao ve Chen (2020), çalışmalarında Avustralya'daki kullanıcıların Twitter tarafından paylaşılan metin verileri kullanılarak duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Sonuçlarda COVID-19 pandemisinin genel olumlu duygusal sonuçları azalttığı ve uygulanan politikaların insanların genel duygularını farklı aşamalarda farklı şekillerde etkilediğini göstermiştir. Ahmed, Rabin, Chowdhury (2020), çalışmalarında yasakların kalkması ile yeniden açılma konusunda ABD'deki halkların duyguları araştırılmıştır. Sonuçlarda Mart ayında tüm eyaletler kapanmaya başladığında insanların baskın korku duygusu gösterdiği, ancak yeniden açılmaya

başlandığında insanların daha az korkuya sahip olduğu görülmüştür. Ancak yeniden açılmaların başlaması ile günlük olumlu vakalar kilitlenme durumuna göre artış göstermiştir. Imran, Doudpota, Kastrati ve Bhatra (2020), çalışmalarında pandeminin ilk aşamasında Twitter paylaşımlarında gösterilen duygu farklılıklarını doğal dil işleme (NLP) ve derin öğrenme teknikleriyle incelemişlerdir. Alınan mesajlar derin uzun kısa süreli bellek (LSTM) modelleri kullanılarak “duyarlılık140” veri setiyle eğitilmiştir. Sonuçlarda mesajların ABD ve Kanada ile Pakistan ve Hindistan'da duygu durumlarının yüksek korelasyon gösterdiği görülmüştür. Buna karşın İsveç ve Norveç arasındaki korelasyon atılan mesajlar arasında zıt kutuplaşma eğilimi göstermiştir. Pano ve Kashef (2020), çalışmalarında COVID-19 salgını sırasında Twitter metninin duygu analizi puanları ile Bitcoin fiyatları arasında ilişki incelenmiştir. Cümleleri bölmenin, Twitter'a özgü etiketleri kaldırmanın Bitcoin fiyatları ile duygu puanları arasındaki korelasyonu iyileştirdiğini belirtmişlerdir. Bunun ise yalnızca kısa zaman aralıklarındaki puanlarla iyi korelasyon gösterdiği belirlenmiştir. Samuel, Ali, Rahman, Esawi ve Samuel(2020), çalışmalarında Koronavirüs hakkında atılan mesajlar duygu analizi ile incelenmiştir. Amerika Birleşik Devletleri'ndeki zirve seviyelerine yaklaşırken, korku duyarlılığının zaman içindeki ilerleyişine ilişkin kanıtlar sunulmuştur. Ayrıca, Naive Bayes yönteminin %91 ve lojistik regresyon sınıflandırma yönteminde % 74 doğruluğa sahip oldukları görülmüştür. Sarıman ve Mutaf (2020), çalışmalarında covid-19 pandemisinde maske, eba, sokağa çıkma yasağı, devlet desteği ve kısa çalışma ödeneği başlıkları altında atılan mesajlar için olumlu ve olumsuz değişimleri tarihsel aralıkta incelenmiştir.

### **3. Yöntem**

Twitter üzerinden elde edilen mesajlar için Textblob yazılımı ile duygu analizi ve N-gram yöntemiyle de kelime sıklıkları ay bazında incelenmiştir.

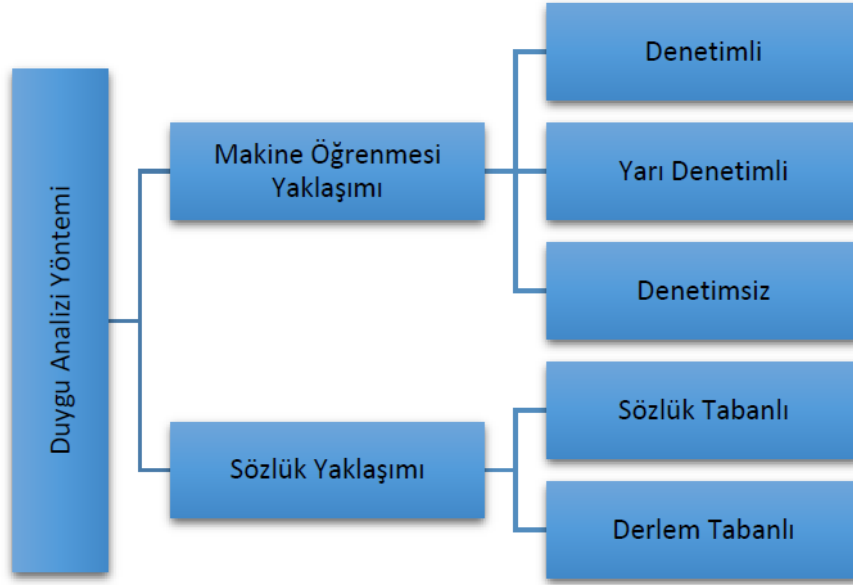
#### **3.1. Duygu Analizi**

İnsanların bilgiye eskisinden daha hızlı ulaşma çabası beraberinde teknolojik gelişmelerin de aynı hızda ilerlemesini sağlamıştır. Teknolojik gelişmelerin artması da daha çeşitli bilgilerin elde edilmesini sağlamaktadır. Yeni ve farklı olan her dönemde dikkat çekmiştir. Son dönemlerde de internetin neredeyse her ortamda kullanılabilir olması, işe yarar bilgileri arttırmaktadır. İnsanların gündelik yaşamlarındaki değişikliklerin sosyal medya mecraları üzerinden paylaşılması da geride değerli bilgilerin birikmesine ve bu bilgilerle önemli çıkarımların yapılabilmesini sağlamaktadır. Sosyal medya üzerinden herhangi bir bilgiye veya

paylaşımına verilen tepkinin dozu da kişiler hakkında detaylı bilgilere rahatlıkla ulaşılabilmesini ve karar verilebilmesini sağlayabilmektedir. İnsanların görüşlerini, değerlendirmelerini, tutumlarını ve duygularını yazdığı dilden analiz eden, görüntü incelemesi olarak da nitelendirilen çalışma alanı duygu analizi olarak tanımlanmaktadır. Duygu analizi ile kişilerin durum hakkındaki fikirleri, onlarla fikir alışverişi yapmadan da olumlu, olumsuz ve tarafsız olarak kategorize edilebilmektedir. Sosyal medya son yıllarda, sadece bir iletişim aracı olmak yerine, belirli bir ürün veya konu hakkında, insanların görüşlerini paylaştığı önemli bir bilgi kaynağı haline gelmiştir (Onan ve Korukoğlu, 2016).

Fikir Madenciliği olarak da bilinen Duygu Analizi (Sentiment Analysis), bir varlık üzerinde insanların tutum, düşünce ve duygularının bilgisayar bilimleri kullanılarak ortaya çıkarılmasını amaçlayan bir araştırma alanıdır (Medhat, Hassan, ve Korashy, 2014). Duygu analizi, sosyal medya araştırmalarında önemli bir yöntem olmak üzere verilen metinlerdeki insanların duyarlılıklarını, duygularını ve tutumlarını analiz eden hesaplamalı ve doğal dil işleme tabanlı bir yöntemdir.

Duygu analizi için makine öğrenmesine dayalı yöntemler ve sözlük tabanlı yöntemler kullanılmaktadır. Makine öğrenmesi algoritmalarının farklı alanlara kısmen kolay uygulanabilir olmasıyla birlikte istatistiksel yaklaşımların görece daha hızlı çalışması canlı veri üzerinde gerçek zamanlı olarak yapılan çalışmalarda tercih sebebi olmaktadır (Şeker, 2015). Sözlük tabanlı yaklaşımda doğal dil işleme yöntem ve araçları kullanılarak cümlelerin sentaktik analizine dayalı yöntemler kullanılmaktadır. Denetimli makine öğrenmesi yöntemlerindeki gibi etiketlenmiş eğitim verisine ihtiyaç yoktur. Doğal dil işleme araç ve yöntemleri ile cümleler analiz edilir, cümlelerdeki duygu terimleri tespit edilerek anlamsal çıkarımlar yapılır. Cümlelerdeki duygu ifadelerini tespit etmek için çoğunlukla duygu terimleri sözlüğü kullanılır. Sözlük tabanlı yöntemde, eş anlamlı ve zıt anlamlı kelimeler kullanılarak metnin görüş kutbu belirlenir. Derlem tabanlı yöntemde ise görüş kutbu belirlenirken istatistiksel ya da semantik yöntemler kullanılır. Şekil-1' de Duygu Analiz Yöntemlerine ait bir yapı gösterilmektedir (Sarıman ve Mutaf 2020).



Şekil 1. Duygu Analizi Yöntemleri

Bu çalışmada, her yoruma ait duygunun belirlenmesi için TextBlob platformu içinde yer alan NaiveBayes sınıflandırıcısı kullanılmıştır (Loria, 2018). Böylece, her tweet için pozitif, negatif veya nötr olarak sınıf olasılığını oluşturulmuştur. Ancak bu kütüphanenin İngilizce dili temelli olmasından dolayı mesajlar duygu analizi öncesinde çeviri programına tabi tutulmuştur.

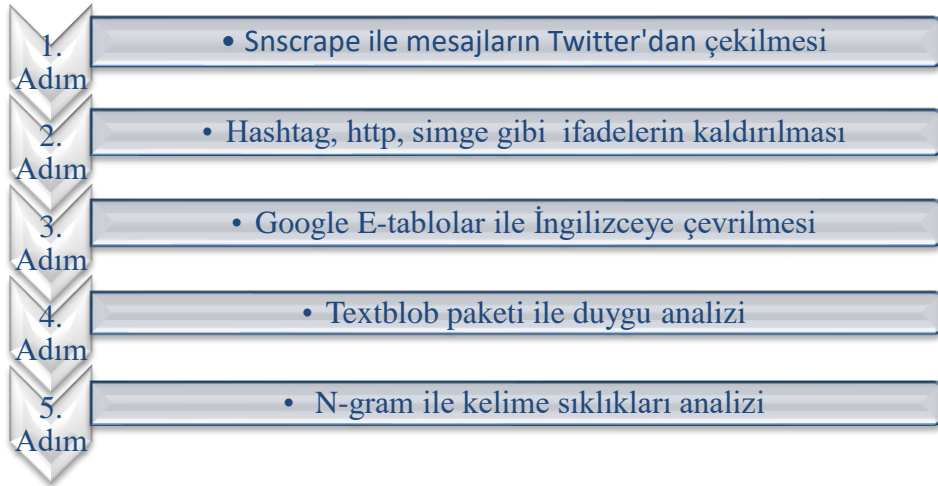
TextBlob'a göre, polarite [-1.0, 1.0] aralığında bir değere sahipken, öznellik [0.0, 1.0] aralığına sahiptir. Bir metnin öznellik değeri 0'a yakınsa, metin objektiftir. Değeri 1'e yakınsa metnin öznel olduğu anlamına gelir (Loria, 2020). Daha yüksek öznellik değerleri, daha öznel yargılara atıfta bulunur. Benzer şekilde, yüksek kutupluluk değerleri daha olumlu duyguları ifade eder. Metin, kutupluluk değeri pozitifse olumlu duyguyu yansıtırken, kutupluluk puanı negatifse metin olumsuz duyguyu ifade eder ve polarite puanı 0 ise, metin tarafsız duyguyu belirtir. TextBlob, çoğunluğu sıfat olan çok sayıda sözcüğün kutupluluk ve öznellik değerlerini içerir. Duygu analizi için TextBlob, incelemelere ön işleme uygular; durdurma kelimelerini ve noktalamaları incelemelerden kaldırır. Ardından, her bir incelemedeki kelimelerin kutupluluk ve öznellik puanlarını kontrol eder ve her bir inceleme için genel kutupluluk ve öznellik puanlarını hesaplar (Durkaya, 2020).

### 3.2. N-gram Modeli

N-gram'lar bir dizi verinin ardışık sıralı nelemanlı alt kümelerinin bulunduğu yöntemdir (Doğan ve Diri, 2010). Bu çalışmada n-gram birimleri olarak tekli ve ikili yöntem kullanılmıştır. Ayrıca, sık kullanılan olumlu ve olumsuz ifadelerin içinde tekrarlanan kelime dizilerinin keşfedilmesinde de faydalı olacağı düşünülmüştür.

## 4. Uygulama

Uygulama Python programlama dilinde “pandas”, “matplotlib”, “numpy”, “itertools”, “collections” ve “nltk” kütüphaneleri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılacak olan tweetler “korona”, “corona”, “covid19” ve “kovid19” anahtar kelimeleri altında 2020/01/01 tarihinden itibaren 2021/01/01 tarihine kadar olan aylık ortalama 100.000 tweet için retweet olmayan yaklaşık 1.200.000 tweetten oluşmaktadır. Mesajların analizi için Şekil 2’de belirtilen model kullanılmıştır. Öncelikle Snsrape paketi kullanılarak mesajlar Twitter veri tabınından çekilmiştir. Daha sonra mesajlarda bulunan hashtag, http, simge gibi birçok anlam içermeyen ifadeler temizlenmiştir. Elde edilen mesajlar Google E-tablolara aktarılmış ve burada çeviri işlemine tabil tutulmuştur. Mesajlar İngilizce diline duyarlı olan Textblob yazılımıyla aylık olarak pozitif, negatif ve nötr sınıflarına ayrılmıştır. Her bir sınıf için n-gram modeli tekil ve ikili olarak incelenmiştir.



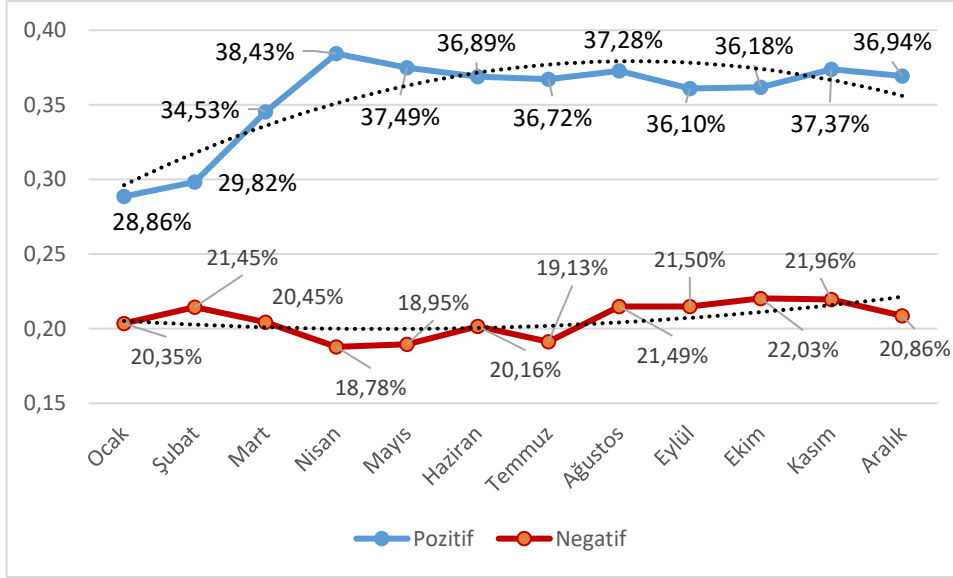
Şekil 2. Geliştirilen Model Akış Şeması



## 5. Bulgular

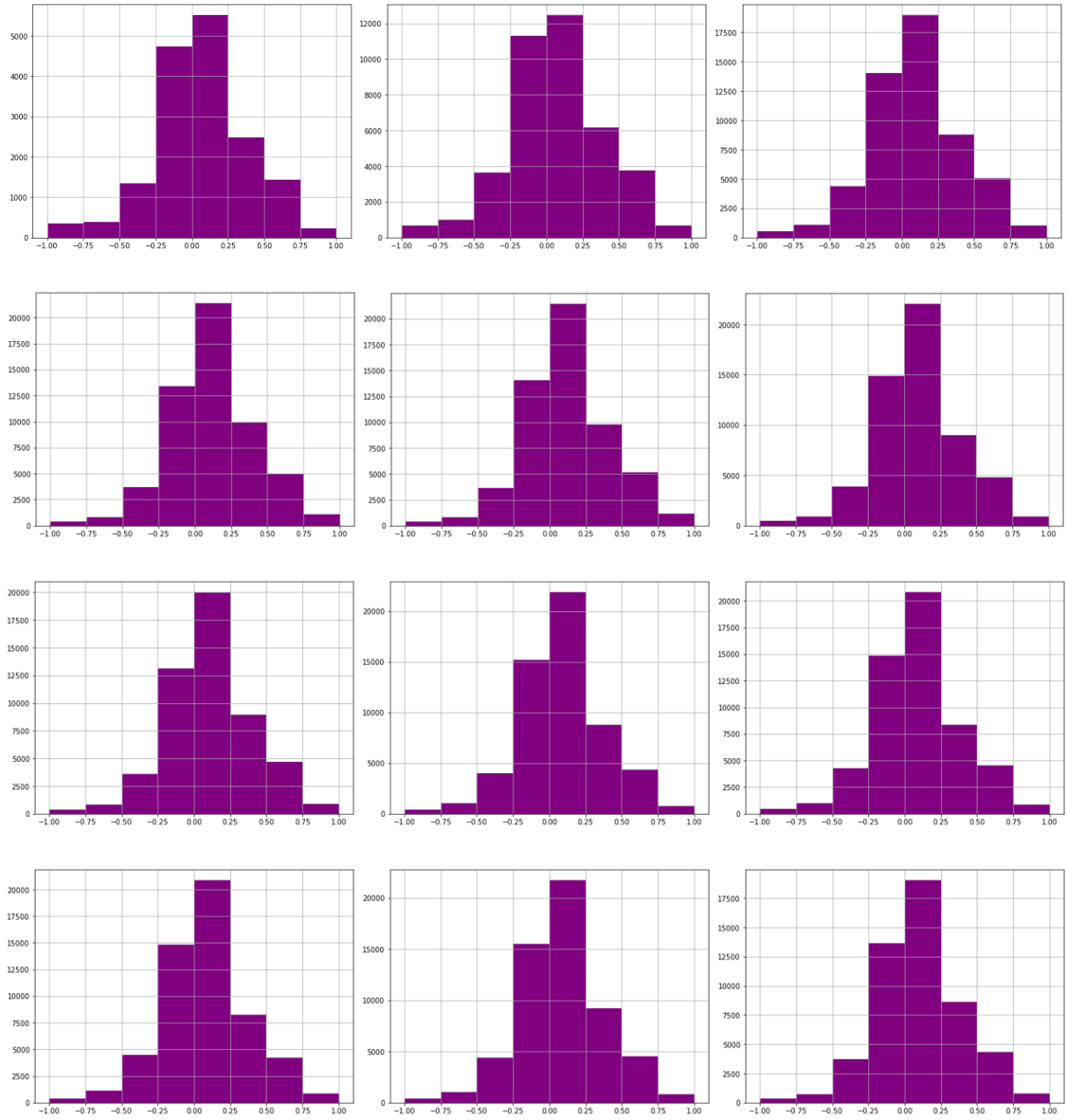
Textblob yöntemi ile elde edilen mesajların polarizasyon değerlerine göre pozitif ve negatif durumlarına göre aylık toplam içindeki yüzde dağılımları Grafik 1’de gösterilmiştir.

**Grafik 1.** Aylara Göre Pozitif ve Negatif Tweetlerin Yüzdesi



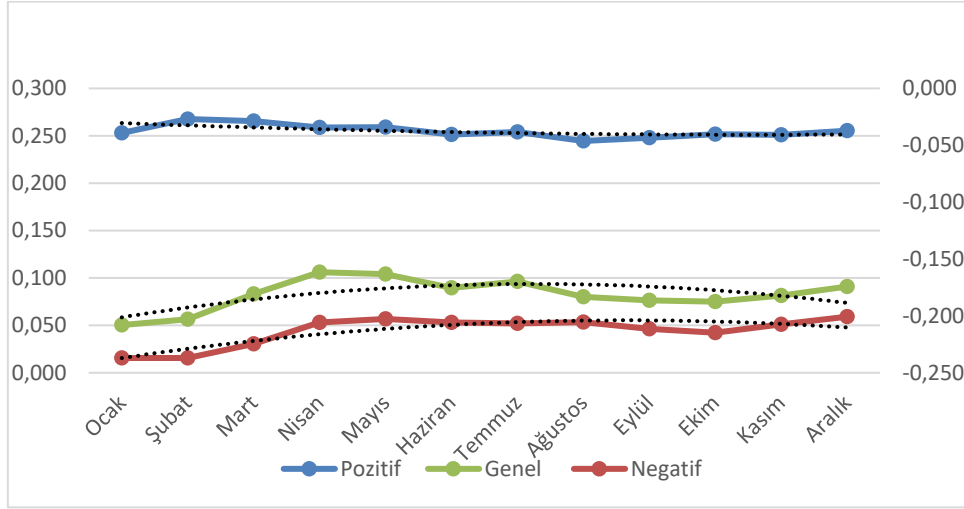
Grafik incelendiğinde Şubat ayından itibaren bir kırılma gözüksede genel anlamda negatif mesajların % 20, pozitif mesajlarında %37 civarında olduğu görülmektedir. Duygu analizi sonucunda elde edilen polarizasyon değerleri için nötr durumda olanların çıkarılması sonucunda elde edilen pozitif ve negatif mesajların aylık olarak sayısal çoğunlukları sırasıyla Grafik 2’de gösterilmiştir.

**Grafik 2.** Mesajların Aylık Olarak Polarizasyon Dağılımları



Grafikler incelendiğinde dağılımların aylar itibariyle birbirine çok yakın oldukları görülmektedir. Aylık atılan tüm mesajlar içinde polarizasyon ortalamaları Grafik 3'te gösterilmiştir.

**Grafik 3.** Mesajların Aylık Ortalama Polarizasyonları



Grafikte genel ve negatif mesajların ortalamaları pozitif mesajlara nazaran daha hareketli olduğu gözlenmektedir. Ekim ayından sonra mesajlardaki olumsuzluğun azaldığı ve genel durumun olumlu yönde ilerlediği söylenebilir. Mesajlardaki pozitiflik durumunda ise belirgin bir artış gözlenmemiştir. Duygu analizi sonucunda elde edilen polarizasyon durumlarına göre aylık kelime sıklıkları N-gram yöntemiyle tekil ve ikili olmak üzere iki grupta incelenmiştir. Aylık incelemeler sırasında tablolarda özellikle farklılık gösteren başlıklar üzerinde durulmuştur. Ocak ayı kelime sıklıkları Tablo 1’de gösterilmiştir.

**Tablo 1.** Ocak Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
İlk	Çin	Sağlık-Organizasyonu	Dünya-Sağlık
Sayıları	Dünya	Dünya-Sağlık	Ölüm-Sayıları
Yayılmış	Ülke	Bütün Dünya	Wuhan-Kenti
Ülke	Deprem	Wuhan Kenti	Kobe-Bryant
Sağlık	Tehlikeli	KobeBryant	Domuz-Grip
Vakalar	Ölü	Birleşik-Devletler	Çin-Wuhan
Deprem	Yayılmış	Çin-Ortaya Çıkan	Çin-Ortaya Çıkan
Wuhan	Sayıları	Domuz-Grip	Avustralya-Yangın
Kent	Sağlık	Avustralya-Yangın	İnsanlar-Öldü
Ölüm	Wuhan	İlk-Vakalar	Yarasa-Çorba

Ocak ayı tablosu incelendiğinde Çin, Wuhan kenti ve Dünyasa Sağlık Örgütü başlıklarının öne çıktığı görülmektedir. Tabloda korona virüsün insanlara ilk olarak bulaştığı düşünülen yarasa çorbası negatif yönde analiz edilmiştir. Pandemi başlıkları haricinde Elazığ’da meydana gelen deprem tekil negatif iken, Avustralya’da meydana gelen yangın ve Amerika’da helikopter

kazası sonucu hayatını kaybeden Kobe Bryant negatif ikili olarak sonuçlara yansımıştır. Şubat ayı analiz sonuçları Tablo 2’de gösterilmiştir.

**Tablo 2.** Şubat Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Ülke	Nedeniyle	Vaka-Sayıları	Ölüm-Sayıları
Türkiye	Çin	Dünya-Sağlık	Youtube-Üzerinden
Dünya	Tehlikeli	Sağlık-Organizasyonu	Uçak-Kaza
Sayıları	Ülke	Kayıp-Hayatlar	İnsanlar-Öldü
İran	İran	İlk-Vakalar	Kaybetti-Hayatını
Gelen	Sayılar	İnsanlar-Öldü	Yurtdışı-Yıl
Vakalar	Birden	Sosyal-Medya	Virüs-Olmalı
Sağlık	Söyle	Ölüm Sayıları	İptal-Edildi
Düşünmek	Düşünmek	Test-Sonuçları	Virüs-Kapmak
İyi	Ölü	Sağlık-Bakanı	Kapalı-Sınırlar

Şubat ayı tablosunda ölüm sayılarının öne çıktığı görülmektedir. Yurtdışı yasakları, sınırların kapatılması ve çeşitli uluslararası organizasyonların iptal edilmesi negatif ikili olarak öne çıkmaktadırlar. Ayrıca İran’da meydana gelen uçak kazasında negatif olarak tekil ve ikililere başlıklara yansımıştır. Mart ayı sonuçları Tablo 3’ de gösterilmiştir.

**Tablo 3.** Mart Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Ev	Ev	Vaka-Sayıları	Ev-Kalmak
Günler	Günler	Ev-Kalmak	Kayıp-Hayatlar
İlk	Dünya	Sevilen-Olanlar	Vaka-Sayıları
Sağlık	Sayıları	Test-Pozitif	Salgın-Nedeniyle
Numara	Sevmek	Yoğun-Bakım	Pozitif-Sonuç
İyi	Sağlık	Sosyal-Medya	Ölüm-Sayıları
Ülke	Gitmek	Test-Edilmiş	Ankara-Türkiye
Pozitif	Birden	Çok-İnsanlar	Türkiye-İstanbul
Söyle	Ülke	Birleşik-Devletler	Yoğun-Bakım
Vakalar	Düşünmek	Sağlık-İşçileri	Test-Edilmiş

Mart ayında sağlık işleri, yoğun bakım ve vaka sayıları pozitif ikili olarak göze çarpmaktadır. Buna karşın evde kalma, vaka sayıları, pozitif test sonuçları ve salgın negatif ikililer olarak gözükmemektedir. Ayrıca Türkiye’de ilk vaka ve ölümün bu ay içerisinde açıklanması genel

anlamda kelime sıklıklarının virüs çevresinde toplanmasına neden olmuştur. Nisan ayı kelime sıklıkları Tablo 4’ te gösterilmiştir.

**Tablo 4.** Nisan Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Sayılar	Nedeniyle	Vaka-Sayıları	Salgın-Nedeniyle
Türkiye	İnsanlar	Kayıp-Hayatlar	Kayıp-Hayatlar
Sağlık	Günler	Pozitif-Vaka	Ölüm-Sayılar
Günler	Sayılar	Hava-Ambulans	Vaka-Sayıları
Pozitif	Ev	Sağlık-Bakanı	Negatif-Test
Ülke	Ülke	Test-Edilmiş	Ev-Kalmak
İlk	Türkiye	Birleşik-Devletler	İnsanlar-Öldü
Test	Sağlık	İsveç-Test	Ölümler-Nedeniyle
Ev	Hastalar	Sosyal-Mesafe	Yoğun-Bakım
İyi	Salgın	Sosyal-Medya	Sağlık-İşçiler

Nisan ayında hava ambulansı, sağlık bakanı ve sosyal mesafe pozitif ikili olarak görülmüştür. Vaka sayılarının artışı ile yoğun bakımdaki hasta sayılarının artması ve sağlık çalışanların yetersizliği bundan dolayı artan ölüm sayıları negatif yönde duygu belirtmektedir. Mayıs ayı sonuçları Tablo 5’te gösterilmiştir.

**Tablo 5.** Mayıs Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Sayılar	Nedeniyle	Ölüm-Sayılar	Nedeniyle-Salgın
Bin	İnsanlar	Sosyal-Mesafe	Bakanlık-Sağlık
Günler	Sağlık	Vaka-Sayılar	Kayıp-Hayatlar
Dünya	Numara	Kayıp-Hayatlar	Vaka-Sayılar
Sağlık	Günler	Ölümler-Nedeniyle	İnsanlar-Kayıp
Nedeniyle	Zaman	Sevilen-Biri	Ölüm-Sayılar
Zaman	Dünya	Birleşik-Devletler	Ev-Kalmak
Türkiye	Ev	İlk-Zaman	Sosyal-Mesafe
Vakalar	Salgın	Test-Edilmiş	Sınav-Uygulama
Ölçümler	İş	Birçok-İnsan	İsim-Değişiklik

Mayıs ayı tablosunda iş konusunda negatif ilk sonuç elde edilirken sınavların uygulaması konusunda olumsuzluklar negatif ikili olarak görülmüştür. Haziran ayı kelime sıklıkları Tablo 6’da gösterilmiştir.

**Tablo 6.** Haziran Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Sayılar	Nedeniyle	Vaka-Sayıları	Vaka-Sayıları
Pozitif	Sayılar	Test-Edilmiş	İnsanlar-Öldü
Vakalar	Sınav	Sosyal-Mesafe	Kayıp-Hayatlar
Sınav	Test	Ölüm-Sayıları	Nedeniyle-Saatler
İlk	Sağlık	Test-Pozitif	Sosyal-Mesafe
Bin	Git	Genç-İnsanlar	Bakanlık-Sağlık
Test	Vakalar	Kayıp Hayatlar	Suudi-Arabistan
Sağlık	Söyle	Şüphe-Ebeveyn	Nedeniyle-Salgın
İyi	Zaman	Salgın-Tanısı	Hacı-Yurtdışı
Zaman	Yıl	İlk-Zaman	Yoğun-Bakım

Sınav konusunda bir önceki ay görülen negatif durum pozitif ve negatif olarak yer tekil yer almaya devam etmiştir. Pozitif ikililer için genç insanlar yer alırken negatif durum için yurtdışından gelen hacıların virüs taşıması nedeniyle salgının yayılması yoğun bakımlarda bulunan hastalarda artışlara neden olmuştur. Temmuz ayı sonuçları Tablo 7’de gösterilmiştir.

**Tablo 7.** Temmuz Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Sayılar	Nedeniyle	Vaka-Sayıları	Ayasofya-Camii
Vakalar	Sayılar	Sosyal-Mesafe	Vaka-Sayıları
Pozitif	Ölçek	Ayasofya-Camii	Kayıp-Hayatlar
İlk	Sınav	Test-Edilmiş	Sosyal-Mesafe
Sağlık	Söyle	Ölüm-Sayılar	Yoğun-Bakım
Test	Vakalar	Test-Pozitif	İnsanlar-Öldü
Zaman	Sevmek	Kayıp-Hayatlar	Nedeniyle-Salgın
Testler	Düşünmek	Yoğun-Bakım	Negatif-Test
İyi	Sağlık	Sağlık-Bakanı	Nedeniyle-Salgın
Günler	Günler	Bakanlık-Sağlık	Sağlık-Bakanı

Temmuz ayında genel salgın sorunları devam ederken Ayasofya Camii’nin ibadete açılması negatif ve pozitif ikililer olarak yer almıştır. Ağustos ayındaki kelime sıklıkları Tablo 8’ de gösterilmiştir.

**Tablo 8.** Ağustos Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Pozitif	İnsanlar	Test-Edilmiş	Vaka-Sayılar
İnsanlar	Nedeniyle	Test-Pozitif	Yoğun-Bakım
Test	Ölçek	Vaka-Sayılar	Kayıp-Hayatlar
Sağlık	Sağlık	Sosyal-Mesafe	İnsanlar-Öldü
Vakalar	Sayılar	Test-Sonuçları	Test-Negatif
Ölçümler	Hastane	Zafer-Gün	Ayasofya-Camii
İlk	Düşünmek	Yoğun-Bakım	Sosyal-Mesafe
Günler	Hastalar	Ayasofya-Camii	Sağlık-İşçiler
Hastane	Günler	Birçok-İnsan	Test-Sonuçları
Düşünmek	Sevmek	Geldi-Geri	Geldi-Geri

Ağustos ayı tablosunda yer alan başlıkların bir önceki ay paralelinde devam ettiği görülmüştür. AyasofyaCamii için yer alan önemin bu ayda gerilediği görülmüştür. Sağlık işçilerinin durumu ise negatif ikili olarak yer almıştır. Eylül ayı kelime sıklıkları Tablo 9’da gösterilmiştir.

**Tablo 9.** Eylül Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
İnsanlar	Nedeniyle	Test-Edilmiş	Kayıp-Hayatlar
Pozitif	Test	Test-Pozitif	İnsanlar-Kayıp
Sağlık	Sayılar	Vaka-Sayıları	Hayatları-Nedeniyle
Test	Sağlık	Kayıp Hayatlar	Test-Negatif
Sayılar	Olumsuz	Genel-Yönetici	Vaka-Sayıları
Ölçümler	Geçmiş	Sosyal-Mesafe	Ciddi-Hasta
Vakalar	Söyle	Sağlık-İşçiler	Sağlık-İşçiler
İyi	Düşünmek	Yoğun-Bakım	Yoğun-Bakım
Hastane	Sevmek	Sağlık-Bakım	Sayılar-Ciddi
Hastalar	Hastalar	Bulaştırmak-İnsanlar	Sağlık-Bakım

Eylül ayı tablosunda başlıklarda negatif ikili olarak vaka sayılarının artışı, yoğun bakım ve durumu ciddi olan hastaların yer aldığı görülmektedir. Bir önceki ay yer alan sağlık işçilerin negatif durumuna ek olarak bu ay pozitif ikili olarak yer almaktadır. Ekim ayı kelime sıklıkları Tablo 10’da gösterilmiştir.

**Tablo 10.** Ekim Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Pozitif	İnsanlar	Test-Edilmiş	Test-Edilmiş
Test	Geçmiş	Test-Pozitif	İstanbul-Büyükşehir
İnsanlar	Test	Vaka-Sayıları	Hızlı-Kurtama
Sağlık	Pozitif	Ölüm-Sayılar	Test-Pozitif
Vakalar	Sağlık	Hızlı-Kurtama	Dilek-Hızlı
Sayılar	İstanbul	Dilek-Hızlı	Vaka-Sayıları
İlk	Sayılar	İstanbul-Büyükşehir	Dilek-Geçmiş
İstanbul	Olumsuz	Test-Sonuçları	İletişim-Kurmak
İyi	Düşünmek	Grip-Aşı	Test-Sonuçlar
Aşı	Ev	İlk-Zaman	Yeniden-Kazanmak

Ekim ayı tablosunda pozitif tekli olarak aşı ilk defa yer almıştır. İstanbul'da meydana gelen gelişmeler ise pozitif ve negatif olarak tabloda dağılmıştır. Ayrıca pozitif ve negatif ikililer arasında hızlı kurtarma ile grip aşısı pozitif ikili olarak görülmektedir. Kasım ayı kelime sıklıkları Tablo 11'de gösterilmiştir.

**Tablo 11.** Kasım Ayı Kelime Sıklıkları

Tekil		İkili	
Pozitif	Negatif	Pozitif	Negatif
Pozitif	İnsanlar	Test-Edilmiş	Mezun-Öğrenci
İnsanlar	Test	Vaka-Sayılar	Merkez-Mezunlar
Aşı	Sayılar	Test-Pozitif	Kalite-Araştırma
Test	Taşımacılık	Yoğun-Bakım	Araştırma-Teşekkür
Sağlık	Pozitif	Hızlı-Kurtarma	Taşımacılık-Merkez
Vakalar	Sağlık	Bulaştırmak-İnsanlar	Muayene-Etmek
İlk	Günler	Ödeme-Çalışanlar	Geliştirme-Kalite
Günler	Aşı	Müşteriler-Risk	Kentsel-Taşıma
Bedava	Olumsuz	Risk-Buşlaştırma	Taşıma-Bulaştırma
Ev	Vakalar	Ödenmiş-Kredi	Etkileri-Salgın

Kasım ayı tablosunda taşımacılık negatif tekli ve ikili olarak yer almıştır. İşyeri olan vatandaşlar için ödeme, kredi, müşteri ve çalışanların durumu pozitif ikili olarak görülmüştür. Buna karşın öğrencilerin mezuniyet durumları negatif ikililer arasındadır. Aralık ayı kelime sıklıkları Tablo 12'de gösterilmiştir.





#### Şekil 4. Negatif Polorizasyon Ortak Kelimeler



## 6. Sonuç

2019 sonunda ortaya çıkan koronavirüsün oluşturduğu pandemi sürecinde 2020 yılı içinde atılan Twitter mesajlarının içeriği duygu analizi ve N-gram yöntemleriyle incelenmiştir. Mesajlar için “korona”, “corona”, “covid19” ve “kovid19” anahtar kelimeleri dikkate alınmıştır. Toplamda yaklaşık 1.2 milyon mesaj analize dahil edilmiştir. Mesajlar ön işleme tabi tutulduktan sonra Google E-tablolar yardımıyla İngilizceye çevrilmiştir. Daha sonra Python programlama dilinde Textblob yazılımı sayesinde duygu analizi yapılmış ve her ay için pozitif ve negatif duyguları belirten kelimelerin sıklıkları N-gram yöntemiyle incelenmiştir.

Analiz sonucunda aylık tablolar incelendiğinde insanların virüsten kaynaklanan ve yaşamlarını etkileyen uygulamalar ve olaylar hakkında bilgi edinmemizi sağlamıştır. Pozitif olarak insanların duygularına ve mesajlarına yansıyan durumlar incelendiğinde hastane, yoğun bakım, evde kalma, test, sosyal mesafe ve Dünya Sağlık Örgütü’nün öne çıktığı görülmektedir. Türkiye’de pandemi döneminde hastane koşullarında özellikle bu alanda solunum cihazı ve yoğun bakım ünitelerinde herhangi bir sorun yaşanmaması bu durumun destekler niteliktedir. Aynı şekilde Türkiye’de test sayılarının yeterliliği ve uygulaması pandemi sürecinde Dünya Sağlık Örgütü’nün de dikkatini çekmiş ve övgü almasına sebep olmuştur. Salgının yayılmasının önlenmesi adına sosyal kısıtlamalar içinde bulunan evde kalma ve sosyal mesafe uygulaması da olumlu olarak karşılandığı söylenebilir.

Negatif yönde insanların duygu ve mesajları yoluyla aktardığı ifadelerde; ev, salgın, negatif test, kayıp edilen insanlar, sosyal mesafe, sağlık işçileri, vaka sayıları, sınav, aşı ve iş

başlıkları öne çıkmaktadır. İnsanların salgın sürecinde kısıtlamalar ile evde kalmaları özellikle özel sektörde çalışan işveren ve işçiler için büyük sorun olmuştur. Vaka sayılarının dönem dönem artış göstermesi buna paralel olarak kayıp edilen insanların sayısında da artışa neden olmuştur. Negatif çıkan test sonuçları normal anlamda olumlu olmasına rağmen bu başlıktaki cümleler incelendiğinde burada bahsi geçen testlerde yanlış ve farklı test sonuçlarının elde edilmesidir. Yapılan testler için güvenilirliğinde meydana gelen şüpheden dolayı oluşmuş bir negatif duygu durumudur. Aynı şekilde sağlık işleri başlığındaki olumsuz durum çalışma şartlarından dolayı kaynaklanan bir olumsuzluk olarak yansımıştır. Sınav başlığı altında Türkiye’de üniversite ve kamu memurluğu sınavları başta olmak üzere uygulamalarda ve zamanlamasında yaşanan sıkıntılar negatif durum oluşturmuştur. Aşı konusunda ise 2020’nin son zamanlarında yaşanan belirsizlikler göze çarpmakla birlikte, grip aşısının yetersizliğide negatif durumun oluşmasını neden olmuştur.

Pandemi sürecinin devam ettiği ve elde edilen başlıklardaki konuların çoğunun hali hazırdayaşamımızda yer ettiği bilinmektedir. Bundan dolayı özellikle negatif başlıklar altında elde edilen sonuçların yeniden değerlendirilip kanun yapıcılar tarafından göz önünde bulundurulması sürecin iyileştirilmesi adına faydalı olacaktır. Aynı şekilde memnuniyet oluşturan başlıkların geliştirilmesi pozitif durumların arttırarak genel ortalamanın yükselmesini sağlayabilir. Sonraki çalışmalar adına farklı başlıklar ve sosyal medya platformları için araştırmalar yapılarak toplumun nabızı tutulabilir ve uygulanan politikalara toplumun nabızı göz önünde bulundurularak yön verebilir.

## Kaynakça

- Adalı, E. (2012). Doğal Dil İşleme. *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Dergisi*, 5(2).
- Ahmed, M. E., Rabin, M. R. I., ve Chowdhury, F. N. (2020). COVID-19: Social media sentiment analysis on reopening. *arXiv preprint arXiv:2006.00804*.
- Ayata, D. (2018). *Applying Machine Learning and Natural Language Processing Techniques to Twitter Sentiment Classification for Turkish and English* (Doctoral dissertation, Thesis for MS degree at Bogazici University).
- Ayata, D., Saraçlar, M., ve Özgür, A. (2017, May). Turkish tweet sentiment analysis with word embedding and machine learning. In *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- Ayata, D., Saraçlar, M., ve Özgür, A. (2017, May). Political opinion/sentiment prediction via long short term memory recurrent neural networks on Twitter. In *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- Aydoğan, M., ve Karci, A. (2019, September). Turkish Text Classification with Machine Learning and Transfer Learning. In *2019 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)* (pp. 1-6). IEEE.
- Çoban, Ö., Özyer, B., ve Özyer, G. T. (2015, May). Sentiment analysis for Turkish Twitter feeds. In *2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 2388-2391). IEEE.
- Darı, A. B. (2018). Sosyal medya ve siyaset: Türkiye'deki siyasi partilerin sosyal medya kullanımını. *Al Farabi Uluslararası Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(1), 1-10.
- Doğan, S., ve Diri B. (2010). Türkçe dokümanlar için N-gram tabanlı yeni bir sınıflandırma (Ng-ind): yazar, tür ve cinsiyet. *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Dergisi*, 3(1), 11-19.
- Durkaya, B. (2020). *Examining the helpfulness of online customer reviews based on review related factors: The moderating effect of product type* (Doctoral dissertation, Institute of Science And Technology).
- Imran, A. S., Daudpota, S. M., Kastrati, Z., ve Batra, R. (2020). Cross-cultural polarity and emotion detection using sentiment analysis and deep learning on COVID-19 related tweets. *Ieee Access*, 8, 181074-181090.
- Karcioğlu, A. A., ve Aydin, T. (2019, April). Sentiment analysis of Turkish and english twitter feeds using Word2Vec model. In *2019 27th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- Loria, S. (2020). Text Blob Documentation Release 0.16.0. Retrieved June 01, 2020, from <https://buildmedia.readthedocs.org/media/pdf/textblob/latest/textblob.pdf>.
- Loria S., (2018). "Textblob Documentation", Brooklyn, New York, Technical Report.
- Medhat, W., Hassan, A., ve Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams engineering journal*, 5(4), 1093-1113.

- Meral, M., ve Diri, B. (2014, April). Sentimentanalysis on Twitter. In *2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 690-693). IEEE.
- Onan, A. ve Korukoğlu, S. (2016). A review of literature on the use of machine learning methods for opinion mining, *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, 22(2), 111–122.
- Özdeş, M. (2017). *Büyük Veri Araçlarını Kullanarak Duygu Analizi Gerçekleştirimi*. (Yüksek Lisans Tezi). Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Pano, T., veKashef, R. (2020). A Complete VADER-Based Sentiment Analysis of Bitcoin (BTC) Tweets during the Era of COVID-19. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(4), 33.
- Parlar, T., Saraç, E., ve Özel, S. A. (2017, May). Comparison of feature selection methods for sentiment analysis on Turkish Twitter data. In *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- Powar, S., Kadam, U. ve Salvi, T. (2018). TwitterSentiment Analysis for Classifying Hate Tweets and Normal Tweets Using Logistic Regression and Naive Bayes Algorithm. *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*.5-10. 371-373.
- Safalı, Y., Avaroğlu, E., ve Ergen, B. (2018, September). Twitter verilerinden kullanıcıların siyasi eğilimlerinin veri madenciliği teknikleri ile kestirimi. In *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)* (pp. 1-5). IEEE.
- Samuel, J., Ali, G. M. N., Rahman, M. M., Esawi, E., ve Samuel, Y. (2020). Covid-19 public sentiment insights and machine learning for tweets classification. *Information*, 11(6), 314.
- Şeker, S. E. (2015). Sosyal Ağlarda Veri Madenciliği (Data Mining on Social Networks). *YBS Ansiklopedi*. 2(2), 30-39.
- TC. Sağlık Bakanlığı, (2020). *COVID-19 (yeni koronavirus hastalığı) nedir?*.<https://Covid19bilgi.saglik.gov.tr/tr/Covid-19-yeni-koronavirus-hastaligi-nedir.html>
- Türkmenoğlu, C. (2015). *Türkçe Metinlerde Duygu Analizi*. (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Zhou, J., Yang, S., Xiao, C., ve Chen, F. (2021). Examination of community Sentiment dynamics due to COVID-19 pandemic: a case study from a state in Australia. *SN Computer Science*, 2(3), 1-11.