T.C. SAKARYA ÜNİVERSİTESİ İŞLETME FAKÜLTESİ

TWİTTER DUYGU ANALİZİ İLE ENFLASYONUN EKONOMİ ÜZERİNDEKİ ETKİLERİ ÜZERİNE BİR ARAŞTIRMA

BİTİRME ÇALIŞMASI

Eda Nur ERDAGÖZ

Bölüm: Yönetim Bilişim Sistemleri

Bu çalışma//2	20 tarihinde aşağıdaki jü	iri tarafından	oybirliği/oyçokluğu	ile kabul edilmiştir.
Jüri Başkanı		Üyesi		üri Üyesi
☐ Kabul	□ Ka	abul	L] Kabul
☐ Red	□ Re	ed		Red
Düzeltme	☐ Di	üzeltme		Düzeltme

İÇİNDEKİLER

ŞEKİL LİSTESİ	3
ÖZ	4
1.GİRİŞ	4
1.1. Çalışmanın Amacı ve Önemi	4
1.2. Çalışmanın Yöntemi	4
1.3. Çalışmanın Kapsamı	4
2.LİTERATÜR İNCELEMESİ	
2.1. Türkiye Enflasyonu Üzerine Literatür İncelemesi	5
2.2. Metin Madenciliği, Duygu Analizi ve Makine Öğrenmesi Üzerine Literatür İncelemesi	6
3. ENFLASYON HAKKINDA	7
3.1. Enflasyon Nedir	7
3.2. Enflasyon Tarihçesi	8
3.3. Enflasyon Nedenleri	9
3.4. Enflasyon Boyutu ve Etkileri	11
3.5. Enflasyonla Mücadele Yöntemleri	12
3.5.1. Maliye Politikası	12
3.5.2. Para Politikası	12
3.5.3. Beklenti Yönetimi	12
3.5.4. Vergilendirme	12
4.YÖNTEM	13
4.1. Verilerin Toplanması	13
4.2. Veri Ön İşleme	14
4.3. Makine Öğrenmesi Veri Seti	16
4.4. Modelin Eğitilmesi	16
4.5. Duygu Analizi	20
5. BULGULAR	21
6. SONUÇ	24
7 KAYNAKCA	25

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1. Kaynak: tcmb.gov.tr	7
Şekil 2. Kaynak: fikir.gen.tr	10
Şekil 3. Türkiye'de Enflasyonun Seyri (TÜFE, %, 2004-2022)	10
Şekil 4. Yıllar İçindeki Enflasyon Oranları	11
Şekil 5. Akış Şeması	13
Şekil 6. Veri Çekme İşlemi Ekran Çıktısı	14
Şekil 7. Kütüphanelerin Import Edilme İşlemleri	14
Şekil 8. İlk 10 Verinin Ekran Çıktısı	15
Şekil 9. Veri Temizleme İşlemi	15
Şekil 10. Stopwords Kaldırılması	16
Şekil 11. Temizlenmiş Veri	16
Şekil 12. Kategorilere Ayrılmış Veriler	16
Şekil 13. Eğitim ve Test Fonksiyonları	17
Şekil 14. Ekran Çıktısı	17
Şekil 15. TF-IDF Yöntemi	17
Şekil 16. Ekran Çıktısı	18
Şekil 17. Metriklerin ve Algoritmaların Import Edilmesi	18
Şekil 18. Modelin Eğitilmesi	19
Şekil 19. Modelin Görselleştirilmesi	19
Şekil 20. Duygu Analizi	20
Şekil 21. Kelime Bulutu	21
Şekil 22. Lojistik Regresyon Grafik	22
Şekil 23. Gradient Boosting Grafik	22
Şekil 24. Kelime Bulutu 2	23
Sekil 25. En cok Tekrar Eden Kelimelerin Cizgi Grafiği	23

ÖZ

Sosyal medyanın yaygın kullanımıyla birlikte artık insanlar düşüncelerini daha kolay ve hızlı bir şekilde paylaşabiliyorlar. Bu durum büyük miktarda veri yığınlarının oluşmasını sağlıyor. Bu noktada bu büyük miktardaki veri yığınlarının anlamlandırılması ihtiyacı ortaya çıkmıştır. Bu çalışmada bir sosyal medya platformu olan Twitter'dan kullanıcıların paylaştığı tweetler alınarak duygu analizi yapılmıştır. Bunun sonucunda enflasyonun ekonomi üzerindeki etkileri ortaya çıkarılmaya çalışılmıştır. Bu çalışmada yapılan analiz için Naive Bayes, Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Enflasyon, Ekonomi, Veri, Sınıflandırma, Analiz, Algoritma

1.GİRİŞ

1.1. Çalışmanın Amacı ve Önemi

Bu çalışmanın amacı, son zamanlarda gündem olan enflasyon konusunun ekonomi üzerindeki etkilerini anlamaya çalışmaktır. Bu doğrultuda yapılan analizde, Twitter kullanıcılarının paylaştığı tweetler kullanılmaktadır.

Bu çalışmanın önemi enflasyonun ekonomi üzerindeki etkilerini anlamak için Twitter kullanıcılarının verilerini alarak konuya farklı bir bakış açısı sunmaktır. Bunun yanında enflasyon, ekonomik dengeleri yakinen etkilediği için insanların bu konudaki düşünceleri üzerinden analiz gerçekleştirmek, toplumsal algının ne olduğu konusunda da bize fikir verecektir.

1.2.Çalışmanın Yöntemi

Bu çalışmada Snscrape kütüphanesi kullanılarak Twitter sosyal medya platformu üzerinden veri alınmıştır. Alınan veriler veri ön işlemi sürecinden geçirilerek Makine Öğrenmesi modeli oluşturulmuştur. Son olarak kategorik sınıflara ayrılan yorumlara, Duygu analizinin yapılması için TurkishBERT kütüphanesi kullanılmıştır.

1.3.Çalışmanın Kapsamı

Bu çalışmada veriler Twitter aracılığı ile elde edilmiştir.

Bu çalışma kapsamında birinci bölümde genel olarak çalışmanın amaçları ve yöntemleri hakkında bilgi verilmiştir.

İkinci bölümde Enflasyonun ekonomi üzerine etkileri, makine öğrenmesi ve duygu analizi hakkında bir literatür çalışması yapılıp elde edilen bilgilere yer verilmiştir.

Üçüncü bölümde bu çalışmanın temelini oluşturan enflasyon konusu hakkında bilgi verilmiştir.

Dördüncü bölümde çalışmada kullanılacak yöntemler uygulamaya geçirilmiştir.

Beşinci bölümde ise bu çalışma neticesinde çıkan sonuçların değerlendirildiği bulgular paylaşılmıştır.

Altıncı bölümde ise sonuçlara yer verilmiştir.

2.LİTERATÜR İNCELEMESİ

2.1. Türkiye Enflasyonu Üzerine Literatür İncelemesi

Enflasyon konusunda literatür taraması yapıldığında bu konu hakkında birçok kaynağa ulaşılmıştır.

Türkiye'de enflasyon üzerine yapılan bir araştırmada (Artan, 2006), Türkiye'de yıllardır süren kronik ve yüksek enflasyonun nedenleri ve bu enflasyonun ekonomik büyüme üzerine etkileri araştırılmıştır. Para politikalarını uygulayanların fiyat istikrarını sağlaması ve sürdürmesiyle beraber yüksek enflasyonun yol açtığı olumsuz etkilerin en aza indirileceğine değinilmiştir. Yapılan bir başka araştırmada ise (Aydoğan, 2004), yıllardır süregelen enflasyonun tarihine ışık tutularak enflasyonun nedenleri ortaya çıkarılmaya çalışılmıştır. Bunun yanı sıra enflasyonla mücadele kapsamında gerçekleştirilen uygulamalar, stratejiler açıklanmaya çalışılmıştır.

Türkiye'de enflasyon ve ekonomik büyüme ilişkisiyle alakalı yapılan bir başka araştırmada (Terzi, 2004) Yüksek ve kronik enflasyonun kaynakların tam ve verimli kullanılmasını ve enflasyon-büyüme ilişkisini olumsuz yönde etkilediği belirtilmiştir.

Enflasyon, para arzı ve bütçe açığı arasındaki ilişkiyi inceleyen bir araştırmada (Oktayer, 2010) para arzının fiyat genel düzeyini doğrudan etkilediğini ve bağımsız bir merkez bankasının fiyat istikrarını sağlamada önemli bir unsur olduğu belirtilmiştir.

Türkiye'nin enflasyon hedeflemesi hakkında yapılan bir araştırmada (Kara ve Orak, 2008), Türkiye'nin özellikle 2001 ekonomik krizinden sonra enflasyon hedeflemesi hakkında bilgiler sunmaktadır.

Döviz kuru dinamiğinin enflasyon üzerindeki etkilerini araştıran bir araştırmada (Berument, 2002), döviz kurundaki hareketlenmelerin fiyatlar üzerindeki olumsuz etkileri ve enflasyon oranlarını ne derece etkilediği konusunda bilgi verilmiştir.

Türkiye'de enflasyonun nedenlerinin ve sonuçlarının araştırıldığı bir çalışmada (Zabun, 2020), enflasyona sebebiyet veren unsurların para arzı, finansal piyasalar, döviz kuru olduğu belirtilmiştir.

2.2. Metin Madenciliği, Duygu Analizi ve Makine Öğrenmesi Üzerine Literatür İncelemesi

Metin madenciliği üzerine yapılan bir araştırma (Seker, 2015), metin madenciliğini, metinler üzerinden yapısallaştırılmış veri elde eden bir veri madenciliği çalışması olarak tanımlamıştır. Bunun yanı sıra metin madenciliğin doğal dil işleme çalışmalarıyla birlikte yürütüldüğünü belirtmiştir. Bunun dışında çalışma alanlarının duygu analizi, ilişki ve olay çıkarımı olduğu da belirtilmiştir.

Bir başka çalışmada (Küçükkartal, 2020) Twitter'daki verilere metin madenciliği yöntemlerinin nasıl uygulandığı konusunda bilgi verilmiştir. Metin madenciliğinin Twitter'daki metinlere uygulanarak verileri kullanılabilecek formata getirebileceği belirtilmiştir.

Metin madenciliği ile metin sınıflandırma konulu bir çalışmada (Pilavcılar, 2007) ise yine metin madenciliğinin metinlerden bazı bilgiler çıkarmak için kullanılan bir yöntem olduğu vurgulanmıştır. Metin madenciliği sonucunda elde edilen verilerin makine öğrenmesi yöntemleriyle sınıflandırıldığı belirtilmiştir.

Duygu analizi ile ilgili yapılan bu araştırmada (Tokcaer, 2021), Türkçe duygu analizi üzerine ile yapılan güncel çalışmalar, özellikle sosyal bilimler alanında duygu analizinin kullanılması, açık kaynaklı kütüphaneler hakkında bilgi verilmiştir. Duygu analizi çalışmalarının genellikle İngilizce dili ile yapıldığını belirten bu çalışma, Türkçe olarak da yapılabildiğini belirtmiştir. Türkçe duygu analizinde kullanılan öznitelik çıkarımı, makine öğrenmesi ve sözlük tabanlı yöntemler incelenmiştir.

Duygu analizi hakkında yapılan bir diğer araştırmada (Seker, 2016) ise duygu analizinin metin işleme işlemi olup duyguların sınıflandırılmasında kullanıldığı belirtilmiştir. Duygu analizinde kullanılan öznitelik çıkarımı ve veri ön işleme işlemlerinden söz edilmiştir. Makine öğrenmesi yöntemleri ile duygu analizi adlı bir çalışmada (Kaynar vd., 2016) makine öğrenmesi sınıflandırma algoritmaları ile duygu analizi yapıldığından bahsedilmiştir. Duygu analizinin Türkçe metinlerde nasıl kullanıldığını anlatan bu çalışmada (Türkmenoğlu, 2015) film yorumları ve Twitter yorumları ile duygu analizi yapılmış ve sonuçları karşılaştırılmıştır. Twitter yorumları karmaşık bir yapıya sahip olduğundan ötürü film yorumlarının daha iyi sonuç verdiği sonucuna ulaşılmıştır.

(İlhan ve Sağaltıcı, 2020), Twitter verileri ile duygu analizi yapılan bu çalışmada sınıflandırılmış Twitter verileri üzerinde makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak bir duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Olumlu ve olumsuz yorumları sınıflandıran bu çalışmada makine

öğrenmesi yöntemlerinden Destek Vektör Makineleri ve Naive Bayes yöntemi kullanılmıştır. En iyi sonucu veren algoritma Destek Vektör Makineleri olmuştur.

Makine öğrenmesiyle ilgili bir çalışmada (Nizam ve Akın, 2014) 2 adet veri seti karşılaştırılıp makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak sonuç karşılaştırılması yapılmıştır.

Twitter mesajları üzerine makine öğrenmesi ile duygu analizi yapılan bir araştırmada (Onan, 2017), Türkçe metinlerle duygu analizi yapılarak 3 adet makine öğrenmesi yöntemi kullanılmış ve çıkan sonuçlar karşılaştırılmıştır.

3. ENFLASYON HAKKINDA

3.1. Enflasyon Nedir

Enflasyon genel fiyat seviyelerinin sürekli artması olarak tanımlanmaktadır. Fiyat yükselişlerinin enflasyon olarak tanımlanabilmesi için yukarı yönlü olması ve uzun süre yükseldiği fiyatta kalması gerekmektedir.

Enflasyonun yükselmesi aynı zamanda paranın alım gücünü de azaltmakta ve fiyat değişimlerini anlamakta güçlük çekmeye sebebiyet vermektedir.

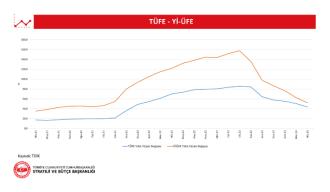
Türkiye' de 1996'dan beri TÜFE tarafından ölçümlere göre 876 kata yakın bir miktarda fiyatlar artış göstermiştir.

- TÜFE (Tüketici fiyat endeksi): Tüketici tarafından satın alınacak malların ve hizmetlerin fiyat değişikliklerini ölçen kurum olarak tanımlanmaktadır.
- TEFE (toptan eşya fiyat endeksi): Üretilen maddelerin fiyat değişikliklerini toptancı bazlı olarak ölçen kurum olarak tanımlanmaktadır.

2023 nisan ayına göre TÜİK verileri ise aşağıdaki gibidir;

	Nis	May	Haz	Tem	Ağu	Eyl	Eki	Kas	Ara	0ca	Şub	Mar	Nis
TÜFE	70.0	73.5	78.6	79.6	80.2	83.5	85.5	84.4	64.3	57.7	55.2	50.5	43.7
Yİ-ÜFE	121.8	132.2	138.3	144.6	143.8	151.5	157.7	136.0	97.7	86.5	76.6	62.5	52.1
YD-ÜFE	97.1	100.5	110.7	111.3	118.9	117.0	103.8	83.7	49.9	51.0	48.1	40.4	
Tarım ÜFE	118.5	155.0	148.9	157.9	142.4	156.0	163.3	169.5	151.0	142.8	127.6	106.8	
		II		III		IV		1		II			
Deflatör		99.6			112.3			99.1			-		-

Kaynak: TÜİK



Şekil 1. Kaynak: tcmb.gov.tr

3.2. Enflasyon Tarihçesi

Enflasyon ilk olarak Roma ve Roma dinarına kadar dayanmaktadır. %95 i gümüşten oluşan denarius sikkesinin daha ucuz metallerle karıştırılmasıyla başlanan sikkenin değişimi sonucunda zamanla bronz ve gümüş kaplama olan bir para ortaya çıkmasıyla Roma dönemindeki tüccarlar satın alma gücünün korunması amacıyla fiyatları yükseltmeye başlamıştır.

Enflasyonun ilk izleri de bu dönemlerde görülmeye başlanmıştır.

20. yüzyılda yaşanan krizler sonucunda ise (1930' ların krizi) İngiliz bir iktisatçı olan Keynes Enflasyonun üç türünü keşfetmiştir. (Talep Enflasyonu, Maaliyet enflasyonu, Bekleyişten kaynaklanan enflasyon).

1944 yılında ise bir dizi uluslararası finansla ilgili kararlar içeren Brettons Woords anlaşmaları ortaya çıkmıştır. Bu anlaşmayla birlikte paranın altın desteği yerine dolara atıfta bulunulmuştur.

1960'larda ise çıkan enflasyon artışı sonucu bu anlaşmalara son verilmiştir.

1970'li yıllara gelindiğinde ise enflasyon korkusu tüm dünyayı sardığında Keynesyen iktisat politikaları yerine Monetarizm yaygınlaşmıştır. Buna ABD ve İngiltere öncülük yapmıştır. Türkiye ise o dönem yaşadığı yaklaşık 10 yıllık enflasyon problemine çözümü Monetarist iktisat politikalarında bulmuştur. Fakat 1999 yılında kurala dayalı para politikasına geçilmesi sonucu 2001 yılında barındırılan zayıflıklar nedeniyle sistem hem teorik hem politik olarak çökmüştür. Sonrasında 2003 yılında ise örtük sisteme, ardından 2006 yılında açık enflasyon hedeflerine dayanan para politikası uygulamaya geçmiştir.

Türkiye'de 1954 yılından itibaren 1954-59, 1977-80 ve 1984'ten şimdiye kadar olmakla üç önemli enflasyon dönemi yaşanmıştır. 1954 yılında başlayan kötü hava koşullarının etkilediği tarım sektöründeki düşüş ve döviz rezervlerinin tükenmesi sonucu ithalat sorunları nedenleri ile gelişme hızının düşüşü, fakat fiyatların yükselmeye başlamasıyla enflasyonda yükselmeye neden olan faktörlerdendir. Oluşan açıkların ise Merkez Bankası tarafından karşılanması enflasyona hız kazandırmıştır.

Oluşan durumlar sonucunda 1958 yılında Türk lirası devalüe edilmiştir. Bunun sonucunda ise 1970 yılına kadar kayda değer bir enflasyonist süreç olmamıştır. Fakat fiyat artışları yine de dış ticaret ortaklarına göre yukarıda seyrettiği için 1970 yılında yeni bir devalüasyon zorunlu olarak görülmüştür.

Sonrasında 1973 yılından itibaren git gide artan bir enflasyonist süreç içerisine girmeye başlamıştır.

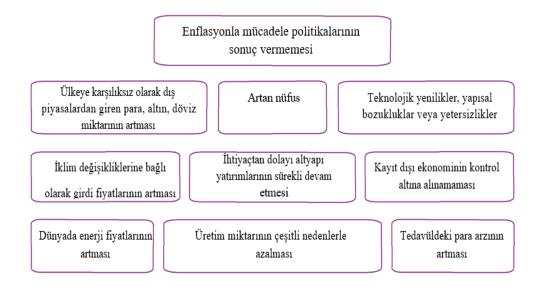
1977 yılında %26 olarak gözlemlenen fiyat artışları 1980 yılında %100' e yaklaşmıştır. Bu fiyat artışlarının üzerinde daha önce görülen petrol fiyatlarının artmasının büyük bir etkisi vardır. Ama bütçe artışı, KİT zamları veya para arzı artışının da önemli rolleri vardır. Bu tür birçok etki sonrasında 1980 yılında alınan 24 Ocak kararları artık zorunlu olarak görülmüştür. 24 Ocak kararları İthal ikamesine dayalı politika yerine ihracata yönelik gelişmeyi içeren stratejileri içerir. Bu kararların alınması ile ihracatta önemli artışlar olmuştur. Bununla birlikte dış borçların artışı da gelmiştir. Bu dönem gelişmede gerileme, enflasyonda ise düşme görüldüğü yıllardır. Fakat 1984 yılından sonra fiyatların hızla artışa geçtiği tekrar görülmüştür.

3.3. Enflasyon Nedenleri

Enflasyonun birçok nedeni bulunmaktadır. Bunlardan bazıları, talep enflasyonu, maliyet enflasyonu, enflasyon beklentisi olarak tanımlanmaktadır.

- Talep Enflasyonu: İnsanların yüksek fiyatlardan kaçınmak için fiyatlar artmadan önce satın alım yapmaktadırlar, bu durum talebi arttırarak talep enflasyonunu ortaya çıkarmaktadır. Bunun yanı sıra para arzının artması da talep enflasyonunu tetikleyen nedenler arasında yer almaktadır. Eğer para arzı, mal ve hizmetlerden daha hızlı bir şekilde artış gösteriyorsa talep fiyatları yükselmekte ve talep enflasyonu ortaya çıkmaktadır.
- Maaliyet Enflasyonu: Bir üretimde kullanılan her türlü maddenin veya işgücünün maliyetinin artması sebebiyle fiyatların artışa geçmesi olarak tanımlanmaktadır. Üretimin düşüş gösterdiği ve talebin arttığı durumda arzda daralma görülmektedir. Bu durum maliyet enflasyonuna sebebiyet vermektedir.
- Bekleyişlerin Enflasyona Etkisi: Burada biraz daha beklentiler ve sonucunda oluşan davranışlar etkilidir.
 - Örneğin, enflasyonun artacağı beklenilen bir şey ise bunun sonucunda işçiler maaşlarına zam isteyip maaliyet artışına sebep olabilmektedirler.

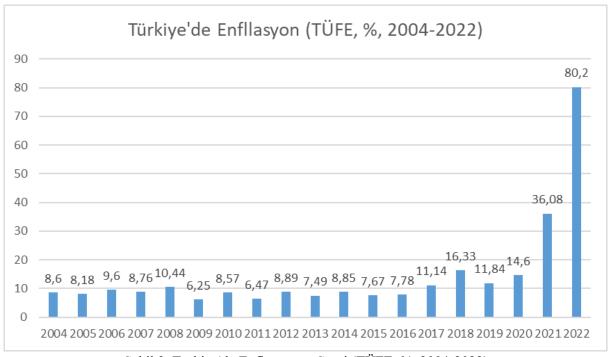
Aşağıda Türkiye'deki Yüksek Enflasyonun Temel Nedenleri Açıklanmıştır.



Şekil 2. Kaynak: fikir.gen.tr

Türkiye'de ve dünyada enflasyonun somut nedenleri arasında son yıllarda yaşadığımız olaylar da etkili olmaktadır. Bu olaylar arasında insanların eve kapanıp mal ve hizmet üretemediği pandemi dönemi(2020), Petrol ve doğalgaz fiyatlarında yaşanan yükselişe bağlı olan Rusya-Ukrayna savaşı yer almaktadır.

Türkiye'de yaşanan enflasyonun özel sebepleri arasında para arzının çok fazla artması yer almaktadır.



Şekil 3. Türkiye'de Enflasyonun Seyri (TÜFE, %, 2004-2022)

3.4. Enflasyon Boyutu ve Etkileri

Türkiye'de yıllar boyunca mücadele edilen bir ekonomik problem olan enflasyon son yıllarda daha çok artış göstermiştir. Bu artışların özel sebepleri olmakla beraber tüm dünyayı etkileyen nedenleri de mevcuttur.

1970'li yıllardan itibaren artmaya başlayan enflasyon oranı 1980'li yıllara gelindiğince %107 civarında kaydedilmiştir. Bunların sebebi Türkiye'nin o dönemde tarım temelli kalkınma modelini benimseyerek ihracat potansiyelini arttırmayı hedeflemesidir. Fakat bu durum cari açığı büyüterek faizlerin artmasına sebebiyet vermiştir.

Enflasyonun yükselmesine sebep olan bir başka durum ise yeterli yatırım yokken teknolojik yatırımların yapılmasıdır. Uluslararası rekabetin düşük olduğu bu hamlenin faydadan çok zararı olmuştur.

Sanayileşme yatırımları 1980 ve 2014 yılları arasında negatif bir şekilde etki etmiştir. Bu durumun nedeni ithalata bağımlı sanayileşmenin ihracat açığındaki etkileri olarak belirtilmistir.

Son yıllara bakıldığında ise pandemi ve savaşların enflasyon oranlarını dünya çapında büyük oranda etkilediği görülmüştür.

Enflasyonun sürekli yükselmesi, ülkeler için ciddi sonuçları da beraberinde getirmektedir. Enflasyonun yükselmesi ekonomik, sosyal, psikolojik gibi birçok durumu olumsuz yönde etkilemektedir.

Enflasyonun yükselmesi ekonomik yönde firmaların iflas etmelerine, istihdamın azalmasına, yatırımların azalmasına, refah kaybına, üretimin azalmasına sebebiyet vermektedir.

Enflasyonun sosyal yönden etkileri ise sosyal barışı bozucu etkilerinin olmasıdır. Gelir eşitsizliği, aile içi gerginlikler, aile içindeki eğitim seviyesinin düşmesi gibi birçok çatışmaya sebebiyet vermektedir.

Enflasyonun psikolojik yönden etkileri ise çatışmalar, psikolojik sıkıntılar, saldırganlık, aile içi dayanışmanın azalması gibi nedenlerle açıklanmaktadır.

Yıllar	Enflasyon oranı (%)	Yıllar	Enflasyon oranı (%)
1983	37,06	2005	7,72
1987	55,05	2007	8,39
1988	75,21	2009	6,53
1990	60,41	2011	10,45
1994	125,49	2013	7,4
1995	76,05	2015	8,81
1999	68,79	2017	11,92
2000	39,03	2019	11,84
2001	68,53	2021	36,08
2003	18,36	2022	65,2 (tahmin)

Şekil 4. Yıllar İçindeki Enflasyon Oranları

3.5. Enflasyonla Mücadele Yöntemleri

Enflasyonu önlemeye yönelik hükümetler ve merkez bankaları bazı politikalar uygulamaktadır. Bu politikalar uygulanmadan önce enflasyon hakkında hesaplamalar yapılmaktadır. Bu hesaplamalar doğrultusunda enflasyonla mücadele yöntemleri uygulanmaktadır. Eğer enflasyon hesaplamaları yapılmadan mücadele yöntemlerine başvurulursa, bu noktada olumsuz sonuçlarla karşılaşılabilmektedir. Bu olumsuz sonuçların önüne geçilmesi ve enflasyonla mücadele sonuçlarının işe yarayabilmesi için, daha önceden de belirtildiği gibi enflasyonla ilgili hesaplamalar yapılıp enflasyon boşluğunun ne derecede olduğunu anlamak gerekmektedir.

Enflasyonla mücadele kapsamında hükümetlerin gerçekleştirmesi gereken uygulamalar; maliye politikası, para politikası, beklenti yönetimi, vergilendirme şeklinde sıralanabilir.

3.5.1. Maliye Politikası

Enflasyonun yükselmesinin sebeplerinden biri toplam talebin toplam arzdan yüksek olmasıdır. Bu noktada enflasyonun önüne geçebilmek için arz-talep dengesinin sağlanması gerekmektedir. Bu noktada uygulanacak olan politika maliye politikasıdır. Bu kapsamda kamu harcamalarının kısıtlanması gerekmektedir. Enflasyon dönemlerinde kamu harcamalarının kısılması ile birlikte vergilerin arttırılması talebin azalmasına sebep olacaktır.

3.5.2. Para Politikası

Bu politika kapsamında merkez bankalarının fiyat istikrarını sağlaması gerekmektedir. Merkez bankalarının enflasyon döneminde izlemesi gereken politika sıkı para politikasıdır. Merkez bankalarının bu politikayı uygulayabilmesi için öncelikle bağımsız olması gerekmektedir. Bunun dışında sıkı para politikasının başarıyla sonuçlanması için kamu harcamalarının kısıtlanması ve yüksek borçlanmaya gidilmemesi gerekmektedir.

3.5.3. Beklenti Yönetimi

Merkez bankasının enflasyonla mücadele kapsamında enflasyon beklentilerini daha etkin bir şekilde yapması gerekmektedir. TCMB'nın yaptığı çalışmalarda fiyatlama davranışlarında bir iyileşme olmadığı görülmektedir. Bu durum beklenti yönetiminde yaşanan aksaklıklar sonucu ortaya çıkmıştır. Bu noktada daha önce de belirtildiği gibi merkez bankasının bağımsız olarak hareket etmesi gerekmektedir.

3.5.4. Vergilendirme

Enflasyonun önüne geçmek için atılması gereken bir adımsa vergilendirmenin verimli bir şekilde yapılmasıdır. Ülkemizde vergilerin yaklaşık %68'i dolaylı vergilerden oluşmaktadır. Bu noktada bütçe gelirlerinin, dolaylı vergilere bağımlılığı azaltılırsa enflasyonla mücadele daha kolay hale gelecektir.

4.YÖNTEM

Enflasyonun ekonomi üzerine etkileri konulu bu çalışmada Twitter ile duygu analizi yapılmak istenmiştir. Twitter üzerinden 04.01.2023 tarihine kadar olan veriler snscrape kütüphanesi ile "enflasyon" anahtar kelimesi aratılarak alınmıştır. Toplamda 100.000 veri olacak şekilde veri çekilmiştir sonrasında csv(Comma-Separated Values) uzantılı olarak bir Excel dosyasına kaydedilmiştir.



Şekil 5. Akış Şeması

4.1. Verilerin Toplanması

Twitter'dan veri çekmek için birden fazla yöntem bulunmaktadır. Bunlar web kazıma(web scraping), Twitter API'si kullanmak veya veri çekmemize olanak sağlayan kütüphaneleri kullanmak olarak sıralanabilir. Bu yöntemlerin birbirlerine kıyasla avantajları veya dezavantajları olabilir. Bu noktada Twitter API'si daha güncel veriler çekmemize olanak sağlarken, veri sayısında kısıtlamalar yaratabilir. Web kazıma yöntemi ise verilerin güncel olması konusunda bir dezavantaj yaratsa da API kullanımına oranla daha esnektir. Bu çalışmada daha fazla veri çekme olanağı sunduğu için snscrape¹ kütüphanesi kullanılmıştır. Snscrape kütüphanesinin kullanılması için Python 3.6 veya üst sürümlerinin kurulu olması gerekmektedir.

Python ve snscrape kütüphanesinin mevcut olması durumunda tweetleri çekme işlemine başlanabilir.

-

¹https://github.com/JustAnotherArchivist/snscrape

```
def get_tweets(query, limit=1_000_0000, also_csv=false, csv_name='tweets.csv'):

Tasks

Gets tweets from Twitter.

Gets tweets from Twitter.

Gets tweets from Twitter.

Parameters

query: str

The query to be searched on Twitter.

The query to be searched on Twitter.

Iimit: int (default=1000000000)

The limit of tweets to be searched.

also_csv bool (default=false)

If True, saves the tweets as a csv file.

csv_name: str (default=1000000000)

The name of the csv file to be saved.

Returns

dataframe: pandas.Dataframe

The dataframe containing the tweets.

The dataframe containing the tweets.

import snscrape.modules.twitter as sntwitter

tweets = []

with alive_bar(laint, force_ttyn/row) as bar:

ii limit: int codification traints of displayana, turns of displayana, turns of the csv file to be searched.

also_csv bool (default=false)

after the dataframe containing the tweets.

The dataframe containing the tweets.

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe containing the tweets.

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe

The dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Dataframe is pandas.Data
```

Bu get_tweets adlı fonksiyon Twitter'dan çektiğimiz verileri döndürmek için yazılan bir fonksiyondur. Bu fonksiyon istediğimiz miktarda tweet çekmemize olanak tanımaktadır.

```
tweets = get_tweets('"enflasyon" lang:tr until:2023-01-04 since:2006-01-01', limit=100001, also_csv=True, csv_name='enflasyontr.csv')
```

Bu kod satırında yukarıda anlattığım get_tweets adlı fonksiyon çağırılarak veri çekme işlemi yapılmıştır. Enflasyon anahtar kelimesiyle 2006'dan itibaren 100.000 tweet çekilmiştir. Daha sonra çekilen veriler bir csv(Comma-Separated Values) dosyası olarak kaydedilmiştir.

Şekil 6. Veri Çekme İşlemi Ekran Çıktısı

4.2. Veri Ön İşleme

Veri Ön işleme adımları Python programlama dili ile gerçekleştirilip, Anaconda Navigator içerisinde yer alan PyCharm programı kullanılmıştır.

```
import re
import pandas as pd
import nltk
ifrom nltk.corpus import stopwords

dataframe = pd.read_csv('enflasyontr.csv')
dataframe["content"].head(10)
```

Şekil 7. Kütüphanelerin Import Edilme İşlemleri

Yukarıdaki görselde veri temizleme işlemi için gerekli kütüphaneler import edilip, veri seti yüklenmiştir. Daha sonra veri seti kontrolü için ilk 10 veri ekrana yazdırılmıştır.

```
0 @selinsayekboke Bu enflasyon verileri ile yapı...
1 @anadoluajansi Ülkede %150 enflasyon olduğunda...
2 @BaranKk20 @ProfDemirtas Dünyada kac ülkede bu...
3 @FUATUGUR Enflasyon düştü ya, ondan⊕
4 Memur Zammı Belli Oldu. ENFLASYON ORANI ile bi...
5 @samiltayyar27 Emeklinin hayatı;Barınma,hayatt...
6 Enflasyon %160 iken emekliye niye %25 zam yapi...
7 TÜİK e ALKIIIIŞ .\n\nYalnız bu enflasyon çok h...
8 #SONDAKİKA \n\nTÜİK: Aylık enflasyon %1,18, yı...
```

Şekil 8. İlk 10 Verinin Ekran Çıktısı

Yukarıdaki görselde de göründüğü gibi veri setinde sayılar, özel karakterler, hashtag'ler gibi unsurlar bulunmaktadır. Veri setinin doğruluğunu ve modelin performansını arttırmak için bu unsurları temizlememiz gerekmektedir.

Şekil 9. Veri Temizleme İşlemi

Yukarıdaki görselde veri setinin "content" sütununa temizleme işlemi yapılmıştır. Bu temizleme işleminde öncelikle tüm harflerin küçük olması sağlanmıştır. Daha sonra sırasıyla hashtag'ler, mention'lar, özel karakterler, sayılar, harf sayısı 2'den az olan kelimeler, noktalama işaretleri ve linkler kaldırılmıştır.

```
nltk.download("stopwords")
stop_w = stopwords.words("turkish")
dataframe["content"] = dataframe["content"].astype(str)
dataframe["content"] = dataframe["content"].apply(lambda x: " ".join(x for x in str(x).split() if x not in stop_w))
```

Şekil 10. Stopwords Kaldırılması

Devamında Türkçe'de tek başına bir anlam ifade etmeyen "ama, ise, bir, birkaç, veya" gibi stop kelimelerin kaldırılması için yukarıdaki kodlar yazılmıştır. Öncelikle nltk kütüphanesinde bulunan Türkçe stop kelimeler indirilmiştir. Daha sonra bu kelimeler "content" içerisinden temizlenmiştir.

Veri temizleme işleminden sonra temizlenmiş veriler csv(Comma-Separated Values) formatında kaydedilmiştir.

```
dataframe.to_csv("enf_temiz_veri.csv")
```

Şekil 11. Temizlenmiş Veri

4.3. Makine Öğrenmesi Veri Seti

Makine öğrenmesi veri seti hazırlamak için öncelikle 4 adet kategori belirlenmiştir. Bunlar ekonomik, siyasi, sosyal ve diğer kategorileridir. Bu kategorilerin her birine yaklaşık 450 adet kodlama yapılmıştır ve bu dosya csv(Comma-Separated Values) formatında kaydedilmiştir.

```
category text

0 ekonomik btp enflasyon oranına bakıldığında ekonominin ...

1 ekonomik şaşkınlık içinde mahvettiğiniz ekonomimizin ha...

2 ekonomik ekonomistlerden enflasyon yorumu hükümetin enf...

3 ekonomik shshdhhd maks ekonomi bilgisi adamın kadar enf...

4 ekonomik doğru tespit tanıdığım bir memur dost akraba h...

5 ekonomik tayyip beyin ekonomi kitabını sadece tüi okuyo...

6 ekonomik döviz farkını zamlar bizlere ödettiriyorsunuze...

7 ekonomik cumhurbaşkanımız sayın recep tayyip erdoğan bu...

8 ekonomik ekonomiyi kendi savun olan faiz sebeptir batır...

9 ekonomik enflasyon eksilere düşmedikçe fiyatlar düşmez ...
```

Şekil 12. Kategorilere Ayrılmış Veriler

4.4. Modelin Eğitilmesi

Modelin eğitilmesi için öncelikle kategorilere ayrılmış veri seti okutulmuştur.

```
#Asağıdaki kodlarla kategorilere ayırdığımız verileri tutan veri setini okutarak teyit etmek amaçlı ilk 10 veriyi döndürmesini istedim.

learning_set = pd.read_csv('category_enflasyon.csv', sep=",")

learning_set.head(10)

learning_set.shape
```

Daha sonra eğitim ve test fonksiyonları oluşturularak %20'si test verisi olacak şekilde ayrılmıştır.

```
##Asağıdaki kodlar eğitim ve test veri kümelerini olusturmak için kullanılmıştır.

df = pd.read_csv("enf_temiz_veri.csv")

train_df = pd.read_csv("category_enflasyon.csv", sep=",")

model_df = train_df[['text', 'category']]

from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(model_df["text"], model_df["category"], test_size=0.2, random_state = 4)

X_train.shape

y_train.shape

X_test.shape

y_test.shape
```

Şekil 13. Eğitim ve Test Fonksiyonları

1579 satırlık kategorik veri setinin 1263 satırı eğitim verisi, 316 satırı da test verisi olarak belirlenmiştir.

```
In [38]: X_train.shape
Out[38]: (1263,)
In [39]: y_train.shape
Out[39]: (1263,)
In [48]: X_test.shape
Out[40]: (316,)
In [41]: y_test.shape
Out[41]: (316,)
```

Şekil 14. Ekran Çıktısı

Makine öğrenmesi yöntemlerini kullanabilmek için verilerin sayısallaştırılması gerekmektedir. Bunun sebebi makine öğrenmesinin daha etkin bir şekilde analiz yapabilmesi için genellikle sayısal verilerle çalışmasıdır.

```
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer(analyzer='word')

tfidf_learning_vec = tfidf_vectorizer.fit(learning_set.text)

tfidf_wm = tfidf_learning_vec.transform(learning_set.text)

tfidf_tokens = tfidf_vectorizer.get_feature_names_out()

df_tfidf_vect = pd.DataFrame(data=tfidf_wm.toarray(), columns=tfidf_tokens)

df_tfidf_vect

from sklearn.feature_extraction.text import TfidfTransformer
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

vectorizer = TfidfVectorizer()

train_vectors = vectorizer.fit_transform(X_train)

test_vectors = vectorizer.transform(X_test)

print(train_vectors, shape, test_vectors, shape)

print(train_vectors)
```

Şekil 15. TF-IDF Yöntemi

Metinlerin sayısallaştırılması için TF-IDF yöntemi kullanılmıştır.

```
(1263, 9586) (316, 9586)

(0, 2136) 0.21277715228256086

(0, 3967) 0.21277715228256086

(0, 559) 0.12792741191999304

(0, 1889) 0.09558535014230991

(0, 2265) 0.18660335344158394

(0, 2957) 0.4255543045651217

(0, 5280) 0.40239012357433196
```

Şekil 16. Ekran Çıktısı

Modelin eğitilmesi için çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu çalışmada sklearn kütüphanesi kullanılmıştır. Gerekli metrikler ve algoritmalar çağırılarak modelin eğitilmesi sağlanmıştır. Bunun yanı sıra modelin eğitimi için Logistic Regression, Random Forest, Naive Bayes, Gradient Boosting, Decision Tree sınıflandırma algoritmaları kullanılmıştır.

```
from sklearn.metrics import classification_report
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from xgboost import XGBRFClassifier
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score
import seaborn as sns
```

Şekil 17. Metriklerin ve Algoritmaların İmport Edilmesi

```
clf = MultinomialNB()
clf.fit(train_vectors, y_train)
prediction_ml = clf.predict(test_vectors)
print("Naive Bayes :\n", confusion_matrix(y_test, prediction_ml), "\n")
print(accuracy_score(y_test, prediction_ml))

LogicReg = LogisticRegression()
LogicReg.fit(train_vectors, y_train)
prediction_lr = _LogicReg.predict(test_vectors)
print("Logistic Regression :\n", confusion_matrix(y_test, prediction_lr), "\n")
print(accuracy_score(y_test, prediction_lr))

dTmodel = DecisionTreeClassifier()
dTmodel.fit(train_vectors, y_train)
prediction_dt = dTmodel.predict(test_vectors)
print("DecisionTree :\n", confusion_matrix(y_test, prediction_dt), "\n")
print(accuracy_score(y_test, prediction_dt))
```

```
rForest = RandomForestClassifier()
rForest.fit(train_vectors, y_train)
prediction_rf = rForest.predict(test_vectors)
print("RandomForest :\n", confusion_matrix(y_test, prediction_rf), "\n")
print(accuracy_score(y_test, prediction_rf))

grBoosting = GradientBoostingClassifier()
grBoosting.fit(train_vectors, y_train)
prediction_gb = grBoosting.predict(test_vectors)
print("GradientBoosting :\n", confusion_matrix(y_test, prediction_gb), "\n")
print(accuracy_score(y_test, prediction_gb))
```

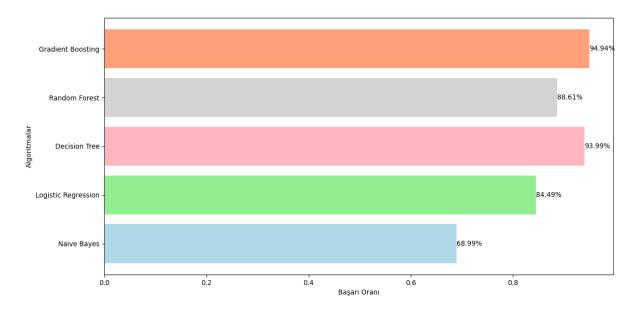
Şekil 18. Modelin Eğitilmesi

```
Logistic Regression : DecisionTree :
                                                                  RandomForest :
                                                                                        GradientBoosting :
Naive Bayes :
                      [14 81 0 1]
                                           [888 0 0]
[15 80 0 1]
[15 17 15 5]
                                                                                         [8 0 0 67]]
[ 9 8 0 58]]
                                           [8 0 0 67]]
                      [ 9 2 0 64]]
                                                                  [ 9 0 0 66]]
                                                                                        0.9525316455696202
                                          0.9335443037974683
                     0.8449367088607594
                                                                 0.879746835443038
```

Modelin eğitilmesi için kullanılan yöntemlerin daha kolay anlaşılabilmesi için matplotlib kütüphanesinde görselleştirme yapılmıştır.

```
#Verilerin görsellestirilmesi
import matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib matplotlib ma
```

Şekil 19. Modelin Görselleştirilmesi



Bu görselleştirmeden yola çıkarak en iyi sonuç veren algoritmaların sırasıyla Gradient Boosting ve Decision Tree olduğu görülmektedir.

4.5. Duygu Analizi

Veri kategorileştirme işleminden sonra oluşan veri seti ile duygu analizi işlemine başlanmıştır. Duygu analizi için TurkishBERT kütüphanesi kullanılmıştır. TurkishBERT kütüphanesi Türkçe metinleri işlemek için kullanılan bir kütürphane olup metinleri sınıflandırma işlemlerini de yapabilmektedir.

```
set_sentiment_amalysis(texts, model_mame='domat/hort-base-turning-watcased');
model = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(model_mame)
tokenizer = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(model_mame)
sa = pipeline("sentiment-analysis", tokenizer=tokenizer, model=model)

labels, scores = [], []
for text in texts:

if issinstance(text, str):
    text_chunks = [text[sis + 512] for i in range(0, len(text), 512)]
    text_chunks = [text[sis + 512] for i in range(0, len(text), 512)]
    text_results = 1[
    for chunk in text_chunks:
        result = sa(chunk)
        text_results.extend(result)

label_0_score = mext((r['score'] for r in text_results if r['label'] == 'LABEL_0'), 0.0)

if label_0_score = next((r['score'] for r in text_results if r['label'] == 'LABEL_0'), 0.0)

if label_0_score > label_1_score:
        sentiment_label = "mogatif'
        sentiment_score = label_0_score

else:
        sentiment_label = "mogatif'
        sentiment_label = "mogatif'
        sentiment_label = "mogatif'
        sentiment_score = label_1_score

labels.append(sentiment_label)
        scores.append(sentiment_score)

else:
        labels.append(sentiment_score)

return labels, scores = sentiment_manlysis(tweets)

sf['sentiment_label'] = labels
        sf['sentiment_label'] = scores

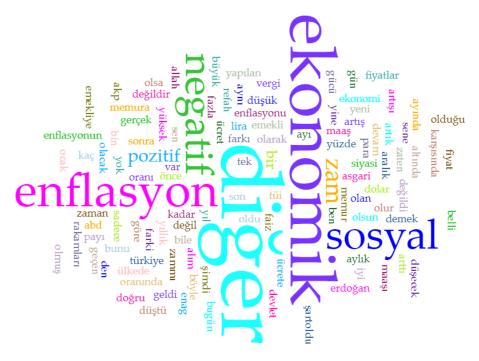
df.to_csv('duyqu_manlifi_csv', index=False)
```

Şekil 20. Duygu Analizi

Duygu analizi sonuçlarını görselleştirmek için Voyant² kullanılmıştır.

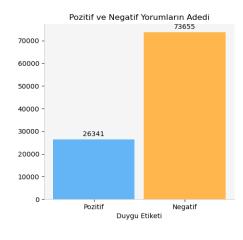
5. BULGULAR

Bu çalışmada enflasyonun ekonomi üzerindeki etkileri araştırılmış ve Twitter duygu analizi yöntemi kullanılmıştır. Bu doğrultuda tüm süreçlerden geçerek elde edilen duygu analizi sonuçları sayısal verilere dayanarak açıklanmış ve görselleştirilerek yorumlanmıştır.



Şekil 21. Kelime Bulutu

Bu çalışmada kullanılan yorumların 26.341 tanesi pozitif, 73.655 tanesi ise negatif sonucunu vermiştir. Bu durumda çalışmada kullanılan yorumların çoğunun olumsuz yorum olduğunu söyleyebilriz.

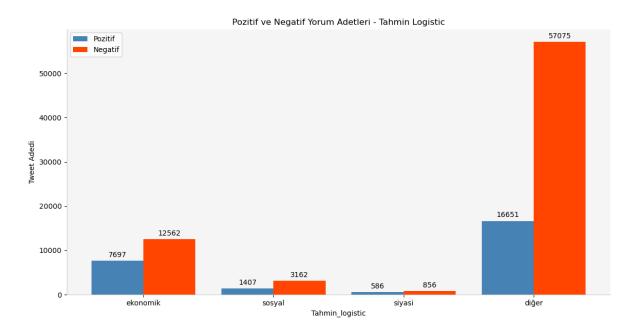




-

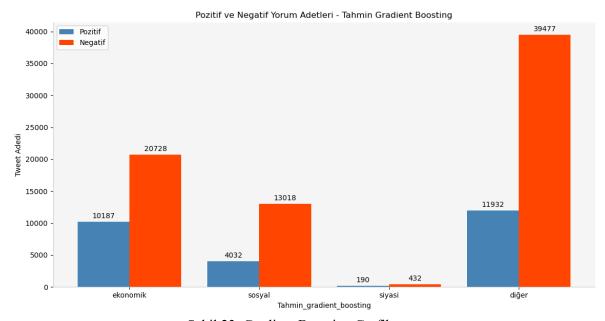
² https://voyant-tools.org/

Yukarıdaki Görsellerde pozitif ve negatif yorumların oranları grafik şeklinde verilmiştir.



Şekil 22. Lojistik Regresyon Grafik

Lojistik Regresyon yöntemine göre yapılan duygu analizi sonuçları kategorilere göre pozitif ve negatif yorum sayısını verecek şekilde görselleştirilmiştir. Grafiğe bakıldığında pozitif ve negatif yorumların en fazla diğer kategorisinde olduğu görülmektedir. En az pozitif ve negatif yorumun olduğu kategori siyasi kategorisi olmuştur.



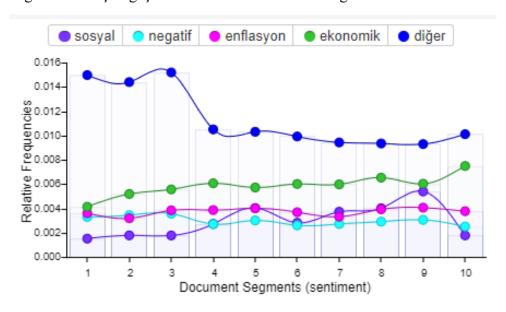
Şekil 23. Gradient Boosting Grafik

Gradient Boosting yöntemi ile yapılan duygu analizi sonuçlarında pozitif ve negatif yorum sayıları en fazla diğer kategorisinde görülmektedir. Bunun yanı sıra siyasi kategorisine bakıldığında en az pozitif ve negatif yorumun da bu kategoride olduğu görülmektedir. Lojistik Regresyon ile kıyaslandığında ekonomi kategorisinde pozitif ve negatif yorum sayılarının daha fazla olduğu görülmektedir. Siyasi kategorisine bakıldığında ise Gradient Boosting yönteminde daha az pozitif ve negatif yorum görülmektedir.



Şekil 24. Kelime Bulutu 2

Yukarıdaki görselde en çok geçen kelimelerin kelime bulutu görülmektedir.



Şekil 25. En çok Tekrar Eden Kelimelerin Çizgi Grafiği

6. SONUÇ

Bu çalışmada makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak Twitter kullanıcılarının enflasyon ve ekonomi ile ilgili yorumları toplanarak kategorik bir şekilde duygu analizi yapılmıştır. Enflasyon yıllardır Türkiye'nin yaşadığı ekonomik problemlerden biridir. Yakın geçmişe bakacak olursak; Türkiye 1970'li yıllardan itibaren enflasyonla mücadele kapsamında çalışmalar yapmaktadır. Özellikle son yıllara bakıldığında sadece Türkiye'nin değil dünya ülkelerinin de etkilendiği pandemi ve savaşların enflasyon üzerinde ciddi etkileri olmuştur. Enflasyon halkın refahını yakinen etkilediği için insanların bu konudaki görüşleri oldukça önem arz etmektedir. Bu doğrultuda enflasyonun ekonomi üzerindeki etkileri araştırılarak; enflasyonla mücadele yöntemleri konusunda bir farkındalık kazandırmak amaçlanmıştır. Bu çalışmada kategori olarak ekonomik, sosyal, siyasi ve diğer kategorisi kullanılmıştır. Toplamda 73.655 yorum negatif iken 26.341 yorum ise pozitif olarak karşımıza çıkmaktadır. Bulgular bölümündeki grafiklere bakılacak olursa diğer kategorisindeki pozitif ve negatif yorum sayısı diğer kategorilere oranla daha fazla çıkmıştır.

Bunun yanı sıra Lojistik regresyon yöntemi ile yapılan tahminde en az pozitif ve negatif yorum sayısı siyasi kategorisine aitken Gradient Boosting yönteminde de en az pozitif ve negatif yorum sayısı siyasi kategorisine aittir, fakat oransal olarak bakıldığında lojistik regresyonun siyasi kategorisinde Gradient Boosting siyasi kategorisine oranla daha fazla pozitif ve negatif yorum vardır.

Yapılan bu araştırma sonuçlarında yorumların çoğu olumsuz çıkmıştır. Bu durum Twitter kullanıcılarının tam görüşünü yansıtmamakla beraber konuya olan duygularının negatif yönde olduğunu göstermektedir.

Yapılan araştırma, enflasyonun yükselmesi ve ekonomiye doğrudan etki etmesi konusunda insanları; psikolojik, sosyal, ekonomik ve daha birçok yönden ne kadar yıprattığını da ortaya koymuştur.

"Enflasyon, insanların güvenini, tasarruflarını ve ekonomik istikrarlarını tehdit eden bir halk düşmanıdır". Bu sözden yola çıkarak insanların psikolojisini, yaşam standartlarını, refahını olumsuz yönde etkileyen enflasyonla mücadele adına daha çok çalışma yapılması gerektiği sonucuna varmamız gerekir.

7. KAYNAKÇA

Acar, M. (2022). Türkiye'nin Enflasyon Sorunu: Nedenler, Sonuçlar, Çözüm Önerileri, Erişim Adresi:

https://fikircografyasi.com/makale/turkiyenin-enflasyon-sorunu-nedenler-sonuclar-cozum-onerileri

Meral, P. S. (2005). Enflasyon ve Enflasyonun Okuma Alışkanlığına Etkisi. *Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr

Öz, E. (2022). Yıllara Göre Enflasyon ve Asgari Ücret, Erişim adresi:

https://denizligazetesi.com

Zabun F. (2020). Türkiye'de enflasyonun nedenleri ve sonuçları.

(Yüksek lisans tezi). Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi/Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kahramanmaraş.

Tunca, Z. (1998). Türkiye'de enflasyon. İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası, 49. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr

Çevik, D. (2017). Enflasyon Nedir ve Nasıl Mücadele Edilir, Erişim Adresi:

https://www.alomaliye.com

Altınsaç, G. (2018). Enflasyonla Mücadele-Neler Yapılmalı?, Erişim adresi:

https://www.bloomberght.com

Akyüz, H. (2020). 2010-2017 Dönemi Türkiye'de enflasyonun gelişimi ve enflasyonu etkileyen faktörlerin incelenmesi.

(Yüksek lisans tezi). İstanbul Aydın Üniversitesi / Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.

Artan, S. (2008). Türkiye'de enflasyon, enflasyon belirsizliği ve büyüme. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi, 1*. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr

Aydoğan, E. (2004). 1980'den Günümüze Türkiye'de Enflasyon Serüveni. *Yönetim ve Ekonomi Dergisi, 11*. Erişim Adresi:

https://dergipark.org.tr

Terzi, H. (2004). Türkiye'de enflasyon ve ekonomik büyüme ilişkisi (1924-2002). *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 6. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr

Kara, H. & Orak, M. (2008). Enflasyon hedeflemesi, Erişim adresi:

https://www.researchgate.net/profile/Hakan-Kara-4

Berument, H. (2002). Döviz Kuru Hareketleri ve Enflasyon Dinamiği: Türkiye Örneği, Erişim adresi:

https://www.researchgate.net

Oktayer, A. (2010). Türkiye'de Bütçe Açığı, Para Arzı ve Enflasyon İlişkisi. *Maliye Dergisi*, 158. Erişim adresi:

https://www.researchgate.net/profile/Asuman-Oktayer

Seker, S. (2015). Metin Madenciliği (Text Mining). *Ybs Ansiklopedi, 2*. Erişim adresi: https://ybsansiklopedi.com/wp-content/uploads/2015/08/MetinMadenciligi30 32.pdf

Küçükkartal, H. (2020), Twitter'daki Verilere Metin Madenciliği Yöntemlerinin Uygulanması. Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi, 1. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1061399

Pilavcılar, İ. (2007). *Metin madenciliği ile metin sınıflandırma*. (Yüksek lisans tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Tokcaer, S. (2021). Türkçe Metinlerde Duygu Analizi. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi, 16*. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1736703

Seker, S. (2016). Duygu Analizi (Sentimental Analysis). *Ybs Ansiklopedi, 3*. Erişim adresi: https://ybsansiklopedi.com

Kaynar, O. (2016). *Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Duygu Analizi - Sentiment Analysis with Machine Learning Techniques*. Erişim adresi:

https://www.researchgate.net

Türkmenoğlu, C. (2015). Türkçe metinlerde duygu analizi.

(Yüksek lisans tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi / Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

İlhan, N. & Sağaltıcı, D. (2020). Twitter'da duygu analizi. *Harran Üniversitesi Mühendislik Dergisi*, 5. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1213280

Nizam, H. & Akın, S. (baskıda). Sosyal Medyada Makine Öğrenmesi ile Duygu Analizinde Dengeli ve Dengesiz Veri Setlerinin Performanslarının Karşılaştırılması. Erişim adresi:

http://inet-tr.org.tr/inetconf19/bildiri/10.pdf

Onan, A. (2017). Sentiment analysis on Twitter messages based on machine learning methods. *Yönetim Bilişim Sistemleri Dergisi*, *3*. Erişim adresi:

https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/386661