

Research Article / Araştırma Makalesi

SOSYAL MEDYA KULLANICILARININ KUR KORUMALI MEVDUAT SİSTEMİ HAKKINDAKİ YORUMLARININ DUYGU ANALİZİ

Nurcan KOSTAK¹ , İnan DEMİRKOL² 

ÖZET

X, insanların güncel konular hakkındaki görüşlerini, düşüncelerini ve duygularını paylaştığı bir sosyal medya mecrasıdır. X kullanıcıları tweet aracılığıyla paylaşımlarını gerçekleştirmektedirler. Bu sebeple X uygulamasındaki paylaşımlar yatırımcıların Kur Korumalı Mevduat (KKM) hakkındaki tutumlarını anlamak için bir bakış açısı sunmaktadır. Yatırımcıların X uygulamasındaki yorumları, müşterilerin ürünler ve şirketler hakkındaki düşüncelerini anlamamıza yardımcı olan yöntemlerden biri olan duygu analizi ile incelenmiştir. Çalışma, X uygulaması kullanıcılarının KKM hakkındaki duygularını analiz ederek yatırımcıların KKM'ye yönelik tutumlarını anlamayı amaçlamaktadır. Çalışmada KKM hakkında paylaşımda bulunan bireylerin duyguları Türkçe X platformu verileri kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmada X platformu üzerinden 21 Aralık 2021 – 22 Aralık 2022 tarihleri arasında "KKM" hastahgi ile yapılmış 500 paylaşım kullanılmıştır. Retweetler analize dâhil edilmemiştir. Analiz sonucunda pozitif ve negatif olarak sınıflandırılan X verilerine metin madenciliği teknikleri uygulanmıştır. Atılan tweetlerin %87'sinin olumsuz, %13'ünün olumlu olduğu tespit edilmiştir. Sınıflandırma sonuçları kesinlik, duyarlılık ve F1 kriterleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Değerlendirme sonucunda, olumsuz yorumlar için duyarlılık kriteri %100, olumlu yorumlar için kesinlik kriteri ise %100 ile en yüksek değeri göstermiştir. F1 puanı, olumsuz yorumlar için %95, olumlu yorumlar için %44 hesaplanmıştır. Modelin doğruluk oranı %90 olarak tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Kur Korumalı Mevduat Sistemi, Duygu Analizi, Sosyal Medya
JEL Sınıflandırması: E64, O240

SENTIMENT ANALYSIS OF COMMENTS MADE BY USERS ON SOCIAL MEDIA ON THE CURRENCY-PROTECTED DEPOSIT SYSTEM

ABSTRACT

X is a social media channel where people share their opinions, thoughts and feelings about current issues. X users share their posts through tweets. Therefore, the posts on X provide a perspective on understanding investors' attitudes towards currency-protected deposits (CPD). Investors' comments on the X application are analyzed through sentiment analysis, which is one of the methods that help us understand customers' opinions about products and companies. This study aims to understand users' attitudes towards the app by analyzing X app users' feelings about CPD. The study analyzed the sentiments of individuals who posted about KKM (CPD) using Turkish X platform data. The study used 500 posts made with the hashtag "KKM" (CPD) on the X platform between December 21, 2021, and December 22, 2022. Retweets were not included in the analysis. As a result of the analysis, text mining techniques were applied to X data, which were classified as positive and negative. It was determined that 87% of the tweets were negative, and 13% were positive. Classification results were evaluated using precision, sensitivity and F1 criteria. As a result of the evaluation, the precision criterion showed the highest value, with 100% for negative comments and 100% for positive comments. The F1 score was 95% for negative comments and 44% for positive comments. The accuracy rate of the model was determined to be 90%.

Keywords: Currency-Protected Deposit System, Sentiment Analysis, Social Media
JEL Classification Codes: E64, O240

¹ Doktor Öğretim Üyesi, Sakarya Üniversitesi İşletme Fakültesi, Sakarya, Türkiye, nkostak@sakarya.edu.tr.

² Yatırım Uzmanı, Global Menkul Değerler A.Ş., İstanbul, Türkiye, inandemirkol@gmail.com.

EXTENDED SUMMARY

Research Questions & Purpose

Social media platforms serve as spaces where individuals share their emotions and thoughts. Platforms like X, TikTok, and Instagram generate large volumes of data through these shares, creating research opportunities in business and economics. The finance sector mainly benefits from analysing this data, as it is a valuable resource. X, a text-based platform, prominently features people's views on social and political issues. Therefore, examining the sentiment analysis of the Currency Protected Deposit (CPD) system, implemented in 2021, is significant for understanding investors' attitudes towards this instrument and measuring their risk perceptions.

Literature Review

Researches related to sentiment analysis have been approached from two perspectives: studies examining the results of sentiment analyses using BERT models and those focusing on sentiment analysis in finance. A literature review reveals that sentiment analysis studies in finance primarily target currencies, stocks, and stock indices. Given the lack of sentiment analysis research on CPD, this study significantly contributes to the literature. Economic decision-makers have implemented policies with the CPD system to ensure economic stability and protect investors from fluctuations in exchange rates. However, the analysis results indicate that investors primarily perceive the system negatively.

Examining comments regarding the Currency Protected Deposit application can measure the impact of CPD on investors and their satisfaction levels, providing insights for policymakers to develop strategies. Given the increasing number of users and shares, leveraging social media platforms has become crucial. Based on the results obtained, assessments can be made regarding the application's success.

Methodology

There are various methods available for data analysis, one of which is sentiment analysis. This analysis is fundamentally based on classifying texts as positive or negative. These classification methods give insights regarding investors' feelings, thoughts, and attitudes towards the instrument. This study employs the text mining technique using the Python programming language in the Jupyter Notebook development environment. Python is preferred due to its advanced, user-friendly data processing and machine-learning libraries. The BERT Model was preferred in the study due to its proven success in analyses of Turkish user comments. Classification results were evaluated using sensitivity, precision and accuracy measures. Furthermore, no sentiment analysis research has been conducted concerning the CPD System in finance. BERT was created to facilitate faster and more accurate search results for Google users. The BERT model, developed by Google in October 2018, is a deep learning-based machine learning technique for natural language processing (NLP) (Devlin et al., 2018). BERT is a bidirectional neural network that assesses the relationships between text words. The model's transformative learning approach helps enhance classification performance and shorten training times (Karayığit et al., 2022). Turkish BERT evaluates each word not independently but about other words (Sevli & Kemalöglu, 2021).

Results and Conclusion

An analysis of 500 Turkish tweets containing the "KKM" (CPD) hashtag yielded an overall sentiment score of 87% negative and 13% positive. These data suggest that Twitter users hold negative views towards the CPD system. CPD System can be attributed to the additional costs imposed on the economy due to fluctuations in exchange rates caused by the application. Given that there are relatively few individuals with large deposits and considering the unfavourable trends in economic indicators, a negative outlook on CPD can be inferred. In conclusion, during the implementation period of the CPD system from December 2021 to June 2023, investors' tendencies to turn towards foreign currencies were partially mitigated. However, the system did not support the Turkish lira (Tunalı, 2024).

In the future, according to the changes to be made in the KKM system, whether investors' perceptions have changed with sentiment analysis for different periods can be examined. Compared to other financial instruments, the system's return to investors can be analyzed using different techniques.

1. Giriş

Günümüzde teknolojinin hızlı gelişimiyle birlikte sosyal medya platformları, insanlar için iletişim kurmaları, bilgi paylaşımında bulunmaları ve görüşlerini ifade etmeleri için önemli bir araç hâline gelmiştir. Bununla birlikte bu bilgi ve görüşlerin büyük bir veri yığını oluşturması nedeniyle bu verilerin analiz edilmesi kullanıcıların yorumlarının anlaşılması açısından önem arz etmektedir. Üretim-dağıtım süreçlerinde önemli bir kaynak olarak referans alınan sosyal medya platformları paylaşımları, yatırım enstrümanları ve yatırım fikirleri hakkında da etkin ve etkili olabilmektedir. X, TikTok, Instagram vb. sosyal medya platformlarındaki paylaşımlar büyük bir veri hâline dönüşmektedir. Bu yığın veri, işletme, iktisat gibi dallarda araştırma fırsatı doğurmaktadır. Böylece paylaşımlara ilişkin verilerin analizi birçok sektör gibi finans sektöründe de etkili bir araca dönüşmüştür. Verileri analiz etmek için birçok yöntem mevcuttur, bunlardan biri de duygu analizidir. Duygu analizi temel olarak metin analizi yapılarak metnin pozitif ve negatif olarak sınıflandırılması esasına dayanmaktadır. Bu sınıflandırma yöntemleriyle yatırımcıların enstrüman ile ilgili duygu, düşünce ve tutumları hakkında fikir edinilebilmektedir.

Döviz paritelerinde oluşan dalgalanmanın etkisiyle yatırımcıda güven kaybı oluşmakta ve Türk lirasına olan talep azalmaktadır. Bu durum ekonomide istikrarsızlık, enflasyon artışı gibi tahribatlar yaşatmaktadır. Ülkemizde bu durumun yaşanması sonucunda T.C. Hazine ve Maliye Bakanlığı tarafından KKM Sistemi uygulaması başlatılmıştır. Sistem 21 Aralık 2021 tarihinde gerçek kişilere, 30 Aralık 2021 tarihinde de tüzel kişilerin kullanımına açılmıştır. KKM'de döviz mevduatı bulunan bireyler ve kurumlar dövizlerini bozdurup Türk lirasına çevirerek uygulamaya katılmaktadırlar. Böylece bireyler belirli bir döviz kuru ve vade üzerinden sabit faiz oranı sağlayarak belirsizlikten kendilerini koruyup getiri elde ederler. Kısacası "KKM" uygulaması döviz kurlarında oluşan volatil seyirden koruma sağlayan bir üründür. "Liralaşma Stratejisi" altında bireylerin ve tüzel kişilerin KKM uygulamasına katılımı, döviz talebinin kontrol altında tutulması, döviz kurlarında istikrar sağlanması sonuçlara ulaşılması hedeflenerek uygulanmaya başlanmıştır.

Kullanıcıların genellikle yeni bir haber ya da sistem hakkında yorumlarını beyan ettiği yazılı bir mecra olarak öne çıkmış olan X platformu verileri üzerine bir araştırma yapılmıştır. Sosyal medya platformları arasında X, kullanıcıların siyasal, sosyal ve ekonomik konularda yorum yaptıkları bir mecra olarak ön plana çıkmaktadır. Bu sebeple 2021 yılında uygulanmaya başlanan KKM'ye ilişkin yatırımcı görüşlerinin elde edilmesi amacıyla metin madenciliği tekniklerinden biri olan duygu analizinden yararlanılmıştır. Duygu analizi ile KKM'nin yatırımcılardaki yansımaları elde edilerek uygulamanın etkilerine ilgili bilgi edinilmiş olacaktır. Duygu analizinde farklı algortimallerden yararlanılabilmektedir. Python yazılım dili üzerinde Türkçe cümlelerin çift yönlü analizine imkân sağladığından BERT "Bidirectional Encoder Representations from Transformers" algoritması ile metin analizi gerçekleştirilmiştir. X metinleri olumlu- olumsuz olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma sonuçları duyarlılık, kesinlik ve doğruluk ölçütleri ile değerlendirilmiştir.

2. Literatür

Duygu analizi ile ilgili çalışmalar, duygu analizinde BERT modellerinin kullanıldığı çalışmaların sonuçlarının incelendiği çalışmalar ve finans alanında duygu analizine ilişkin çalışmalar olmak üzere iki açıdan ele alınmıştır.

Şimşek vd. (2023), Hepsiburada e-ticaret sitesi kullanıcılarının firma hakkında attıkları tweetler hakkında duygu analizi çalışması yapmışlardır. Duygu analizi kısmında Eğitilmiş Bert Modeli ve sınıflandırma için de TF (Doküman Sıklığı) -IDF (Ters Doküman Sıklığı) vektör dönüşümü uygulanmıştır. Veriler %90 eğitim ve %10 test seti olarak ayrılarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma sonucunda atılan tweetlerin %66,9' u olumsuz, %33,1' i olumlu olarak bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar kesinlik, duyarlılık ve f1 skorları ile analiz edilmiştir. Pozitif yorumları algılamada en yüksek doğruluk oranını %86 ile kesinlik metriği, negatif yorumların tespitinde ise %94 ile duyarlılık metriği en iyi sonuçları göstermiştir. Modelin doğruluk oranı ise %79 olarak hesaplanmıştır.

Tuna vd. (2023), çalışmalarında Semeval ABSA yarışmasında restoran müşterilerinin yarışmacılara sundukları yorumları analiz etmişlerdir. Word2vec, Glove, Fasttext ve Bert yöntemleri kullanılarak veri seti üzerinde görünüş terimi, görünüş kategorisi ve duygu sınıfı belirlenmiştir. Dört farklı vektör yöntemi ile yapılan sınıflandırmada 0,76 F1 skoru ile Bert yöntemi en başarılı sonuçlara sahiptir. Sonuç olarak Fasttext ve Bert yöntemlerinin Türkçe metinlerin duygu analizinde başarılı sonuçlara ulaştığı tespit edilmiştir.

Critien vd. (2022) Twitter (şimdi X olarak bilinen) platformunun duyarlılığının, Bitcoin'in fiyatlarında artış veya azalış tahmininde etkili olduğunu tespit etmişlerdir. Ancak literatürde son yapılan çalışmalarda, fiyatlamada artışın veya düşüşün büyüklüğünü değil, sadece yönünü tahmin etmekle sınırlı olduğunu belirterek getirinin yönünü tahmin etmekle kalmayıp fiyat değişimlerinin büyüklüğünü de geliştirmeye çalıştıkları görülmektedir. Bu çalışmalar sadece tweetler üzerinden duygu analizi yaparak çıkarım yapmamaktadır. Eş zamanlı olarak tweetlerin 'in hacmini de parametre olarak kullanmışlardır.

Toran & Şengül (2022) sosyal medya platformlarının, kullanıcıların duygu ve fikirlerini paylaştığı bir araç hâline geldiğini belirtmiş ve bu yaklaşımla birlikte bireylerin kendilerini ifade etme gibi sorunların ortadan

kalkmasına yardımcı olduğunu dile getirmişlerdir. Çalışmada 21 gün boyunca Twitter üzerinden “kriptopara” hashtag etiketiyle atılmış olan 41949 Türkçe tweet çekilmiştir. R programlama dili olan açık kaynaklı kod ile analiz yapılmıştır. Tweetler ile metin analizi (içerik analizi) yapılarak en çok tekrar eden kelimeler bulunmuş ve bir kelime bulutu oluşturulmuştur. Sonrasında kullanıcıların yaptıkları paylaşımlarının duygu analizi yapılmıştır. Analiz sonucunda pozitif eğilimli bir sonuca ulaşılmıştır.

Güven (2022), Eğitilmiş BERT modelleri ve makine öğrenme yöntemlerinin başarısını karşılaştırmıştır. Araştırmacı, BERT modelinin %98,75 doğruluk değerine ulaşarak makine öğrenme yöntemlerinin başarısını geçtiği ve duygu analizinde en başarılı yöntem olduğunu tespit etmiştir.

Erdoğan (2022), sosyal medya mecralarında yapılan paylaşımların etki düzeyine ilişkin bir çalışma yürütmüştür. Çalışmada Twitter’da Tesla etiketiyle yapılan yorumlara BERT modeli ile duygu analizi yapılmıştır. Analiz sonucunda %96 başarı oranı yakalanmış ve ertesi günkü TESLA hisse değerinin tahminlemede %64 başarı elde edilmiştir.

Bayer & Aksöz (2015), farklı veri kümeleri üzerine farklı modeller ve BERT modelleri ile duygu analizi yapmışlardır. Film veri kümesinde BERT modeli tüm modellerden daha başarılı bir sonuç vermiştir. Otel veri kümesinde BERT modelinin başarısının düşük olduğu görülmüştür. Ancak yazarlar bu durumu veri kümesinin BERT modeli için boyutunun yetersiz olmasıyla açıklamışlardır.

Koca (2021) çalışmasında Twitter platformu üzerinden Bitcoin Hashtag ile atılan tweetlerin duygu analizini incelemiştir. Araştırmada Orange Data Mining programı ile tweetler analiz edilmiştir. Analiz sonucunda tasarruflarını değerlendirmek isteyen bireylerin Bitcoin etiketiyle atılan tweetlerin %71’inin sevinç, %15’inin şaşkınlık, %6’sının korku, %5’inin üzüntü, %2’sinin kızgınlık belirtisi ve son olarak %0,001’inin nefret içerdiği gözlemlenmiştir. Araştırmacı genel olarak Bitcoin aldıklarında mutlu hissettikleri kanısına varmıştır.

Özcan (2021) sosyal medya platformlarından Twitter’da atılan tweetler ile hisse senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Çalışmada BİST30 endeksindeki şirketler hakkında atılan tweetlerin 02.01.2014-31.01.2020 tarihleri arasındaki günlük veriler kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan testler sırasıyla, Peseran yatay kesit bağımlılık testi, Panicca birim kök testi ve DOLSMG tahmincisidir. Yapılan çalışmada şirket hakkında atılan olumlu tweetlerin hisse senedi getirisini olumlu etkilediği, negatif durumunda ise olumsuz etkilediği sonucuna ulaşılmıştır.

Uyrun & Sabuncu (2021) çalışmalarında makine öğrenmesi metoduyla sosyal medya yorumlarını baz alarak hisse senedi değer tahminlemesi modeli kurmayı amaçlamışlardır. Çalışmada beş havayolu şirketinin Ekim 2019- Şubat 2020 dönemlerine ait 236.764 adet tweet çekilmiştir. Ayrıca şirketlerin hisse senedi değerleri, Borsa endeksinin verilerine dolar kuru ve altın fiyatları da göz önüne alınarak duygu analizi tekniği uygulanmıştır. Pozitif tweet sayılarının hisse senedi değerlendirme tahmininde önemli bir parametre olduğu görülmüştür. Kullanılan Gradyan Destekli Ağaçları algoritmasının çalışmada diğer algoritmalara göre tahminlemede hata payının düşük olması açısından bu algoritmadan faydalanılabileceğini aktarmışlardır.

Sacramento (2021), Twitter platformundan faydalanarak S&P 500 endeksinde işlem gören şirketlerin insanların duygu analizinin tespit edilmesinde ne tür bir yardımcı olabileceğini araştırmıştır. Tweetler pozitif, negatif ve nötr olmak üzere sınıflandırdıktan sonra bulgular ile borsa fiyatlarıyla karşılaştırmıştır. Analiz sonucunda tweetlerde oluşan hacim artışının etkisi olarak hisse senedi fiyatları olmak üzere işlem hacimlerinde de volatiliteye sebep verdiğini belirtmişlerdir.

Köksal vd. (2021) yaptıkları çalışmada Bitcoin ile ilgili Twitter kullanıcıların yaptıkları yorum üzerinden duygu analizi tekniği ile bir çalışma yapmışlardır. Yorumlar Twitter’ın sunmuş olduğu yapay zekâ hizmeti aracılığıyla Python uygulaması kullanılarak alınmış, pozitif, negatif ve nötr olarak sınıflandırılmıştır. Naive Bayes, Lojistik Regresyon algoritmaları modelleri kullanılarak başarı oranları kıyaslanmıştır. Naive Bayes metodu ile tweetlerin duyguları tahmin etmesindeki başarı oranı %72,19 olarak hesaplanırken Lojistik Regresyon yönteminde %75,33 olarak hesaplanmıştır. Sonrasında tweetlerde “Bitcoin” kelimesi içeren günlük pozitif tweet oranı ve açılış değeri ile beraber kullanılarak kapanış fiyatı tahmin edilmiştir.

Bozma & Kul, (2020) duygu analizi ile tweetlerin duygu skorları ile hisse senedi arasında pozitif korelasyona sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Çalışmada veri seti olarak Türkiye’de ürün satışı yapan üç telefon markası (Alcatel, Turkcell ve Vestel) hakkındaki kullanıcı yorumları Twitter’dan elde edilerek Naive Bayes metodu ile duygu analizi yapılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Turkcell ve Vestel’in duygu puanlarının Alcatel’e göre koşullu varyansı anlamlı şekilde artırdığı görülmüştür.

Özparlak (2020) Dow Jones, BİST30 ve BİST100 endekslerini kullanarak hisse senetlerinde oluşan hacim, volatilité ve endekslerin getirileriyle aralarındaki ilişkiyi Twitter paylaşımlarının duygu analizi ile incelemiştir. Çalışmada, Multinomial Naive Bayes Metin Sınıflandırıcısı yöntemi kullanılarak. Sekiz ay boyunca günlük olarak İngilizce ve Türkçe tweetler analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, tweet sayısı ile BİST borsa hacmi ve volatilitesi

arasında pozitif bir ilişki olduğunu göstermektedir. Ayrıca Borsa İstanbul endeksi bir gün önce ve bir gün sonraki işlem hacmi ile Retweet sayısı arasında pozitif ilişki tespit edilmiştir.

Sattarov vd. (2020) Bitcoin, para kavramının dünyada tekrardan belirlenmesi ve fiyat hareketlerinde oluşan volatilitéyle son zamanlarda dikkat çekici bir hâl aldığını söylemişlerdir. Twitter üzerinden atılan tweetler ile finansal verileri duygu analizi ile analiz etmişlerdir. Twitter duyarlılık analizi sonuçları ile Bitcoin fiyatları arasında pozitif korelasyon olduğundan Twitter baz alınarak tahminleme yapılabileceğini tespit etmişlerdir. Bitcoin'in geçmiş fiyat hareketleri ile tweet duyarlılığı arasındaki tahminlemede doğruluk oranını %62,48 olarak ölçmüşlerdir.

Çılgın vd. (2020) Twitter platformundan atılan tweetler ile Bitcoin fiyatları arasındaki ilişki incelemişlerdir. Veri seti oluşturulmasında 06.10.2018-19.05.2019 tarih aralığında atılan 2.819.784 tweet üzerinden makine öğrenmesi metotlarından sınıflandırma algoritmaları kullanılarak analizler uygulanmıştır. Yapılan analizler sonucunda metin sınıflandırmada %90 bazında en yüksek doğruluk payına sahip Yapay Sinir Ağları kullanılmıştır. Bunun dâhilinde Bitcoin fiyatları ile sınıflandırılmış pozitif, negatif tweet oranları ile ikili korelasyon analizi yapılmıştır. Sonuçta ise 0,681 korelasyon ilişkisi ile pozitif yönde orta üstü kuvvetli bir ilişki tespit edilmiştir.

Wolk (2020) çalışmasında duygu analizinin Bitcoin ve diğer kripto para birimlerinin fiyatlarını tahminleme adına bu metodun kullanılabileceğini aktarmıştır. Kripto para piyasasının belli otoritelerin düzenlemesine değil, insanların algı, tutum ve fikirlerine bağlılığı vurgulanarak birincil kripto para birimlerinin fiyat tahminini yapabilmek için Twitter ve Google Trends referans alınarak bireylerin satın alma kararlarının etkilenebileceği belirtilmiştir.

Polat & Akbıyık (2019) sosyal medyanın insanlar üzerinde yatırım kararları ve alışveriş olmak üzere önemli bir araç olduğunu düşünüp bu ilişki üzerine yatırım enstrümanlarının değerlemelerinde tahminleme yaparak karar alma sürecinde önemli bir etken olduğunu aktarmışlardır. Çalışmada değinilmek istenen nokta ise sosyal medyanın yatırımcının portföy oluşturmasında karar alma süreçlerini metinsel ve finansal analiz aracılığı ile ilişkiyi incelemektir. Twitter uygulamasından veri çekilerek duygu analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz sonucunda elde edilen pozitif tweetler sayısallaştırılarak Bitcoin kapanış fiyatı ile eş zamanlı olarak saatlik veriler hâlinde kıyaslama yapılmıştır. Tweetler ve kapanış fiyatları aralarındaki ilişkiyi görmek adına Korelasyon, Granger Nedensellik gibi analizler kullanılmıştır.

Tamdoğan (2019) çalışmasında BİST100'de işlem gören hisse senetleri ile Twitter üzerinden yapılan paylaşımlar arasındaki ilişki düzeyini açıklamaya çalışmıştır. Twitter'dan 2006-2018 yılları arasında BİST100 endeksindeki hisse senetleri taraması yapılarak veri seti çıkarılmıştır. Daha sonra, yapılan paylaşımlar ile senetlerin fiyatları ve hacimleri arasındaki ilişki tespit edilmeye çalışılmıştır. Bireyler yatırım kararları alırken paylaşımların etkisi dâhilinde neden eyleme geçtiğini davranışsal finans terminolojileriyle ilişkilendirilerek ele almıştır.

Yıldırım & Yüksel (2017) çalışmada Türkiye'de telekomünikasyon sektörüne ait bir şirket için Twitter ile hisse senedi fiyatları arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Çalışmada 15.03.2017 ile 15.05.2017 tarihleri aralığında Borsa İstanbul'da hissenin günlük olarak açılış ve kapanış değerlerinin farkı alınarak hisselerin getirilerinin yönü negatif veya pozitif olarak ayrıştırılmıştır. Belirlenmiş olan tarihler arasında potansiyel yatırımcıların attıkları tweetler üzerinden duygu analizi yapılarak tweetler, pozitif ve negatif olmak üzere sınıflandırılmış ardından duygu analizi değerleri ile hisse getirisinin yönü arasında korelasyon testi yapılmıştır. Sonuçta değişkenler arasında negatif ve orta düzeyde bir doğrusal ilişki olduğu saptanmıştır.

Linhaio (2013) tweetlerin toplu bir şekilde ele alındığında kamuoyunda oluşan düşüncelerin ortak bir paydada yansıtılabileceğini belirtmiştir. Araştırmacı, çalışmasında birtakım makine öğrenimi teknikleri kullanarak tweet bazında olumlu, olumsuz sınıflandırmayla duyguların ifade etme etkinliğini araştırmaktadır. Yapılan çalışmada iki görev amaçlanmıştır. Araştırmacı ilk olarak Twitter duygusal durumu ve hisse senetleri arasındaki korelasyon ilişkisini incelemektedir. İkinci olarak ise çalışmada Tweetlerdeki belirli kelimeler incelenerek hisse senedi fiyatlarındaki değişimlerle ilgili korelasyon incelenmektedir.

Türkalp (2019) araştırmasında Dow Jones Endeksinde işlem gören Apple, Facebook, General Electric, The Coca-Cola Company, McDonald's, Microsoft, Netflix, Pfizer Corporation, Tesla Motors firmalarının tweet analizini yapmıştır. Tweet sınıflandırma yöntemi olarak Naive Bayes, Rastgele Orman, Destek Vektör Makinesi, Karar ağacı, K-en Yakın Komşu ve Yapay Sinir Ağları sınıflandırma algoritmaları kullanılmış ve algoritmaların başarı oranları karşılaştırılmıştır. Hisse senetleri için tarih aralığı olarak Nisan 2019 – Mayıs 2019 belirlenmiş, Twitter üzerinden çekilmiştir. Hisse senedi tweetlerinin sınıflandırılması ise en yüksek tahmin başarıları sağlayan %83,3 ile General Motors iken, en düşük başarı oranı 62,15 ile General Electric'e aittir. Hisse senetlerinin yön hareketlerinin tahmin başarılarının değerlendirilmesiyle en başarılı tahminleme %96,5 ile The Coca-Cola Company firması için yapılırken, en kötü tahmin %66,7 ile Tesla firmasında tespit edilmiştir.

Alkan (2021) sosyal medyada atılan tweetlerin her geçen gün artmakta olduğunu aktarmış, ardından literatürde döviz kuru tahmin edilmesiyle ilgili araştırmacıların ilgi odağının yüksek olduğundan bahsetmiştir.

Çalışmada döviz paritelerinin zaman serilerinin analizi, tweetlerin duygu analizi ve borsa verilerinin zaman seri analizi gibi yaklaşımlar harmanlanarak makine öğrenmesi ile tahminleme yapılmış ve veriler altı aylık bir süreçte incelenmiştir. Sonuçta doğru bir tahminleme yapıldığı vurgulanmıştır. Döviz kuru tahminlemesinde sosyal medyanın rolü olduğu anlaşılmış ve modelle ilgili başarılı sonuçlar elde edilebileceği belirtilmiştir.

Literatür incelemesi sonucunda finans alanında duygu analizinin kullanılmakta olduğu ve yapılan yorumlara göre endeksler ve kurlarda tahmin yapmanın mümkün olduğu sonucuna varılmıştır. Ancak finansal enstrümanlar ya da göstergeler ile ilgili yapılan çalışmalar arasından ulaşılan çalışmalarda Kur Korumalı Mevduat Sistemi ile ilgili bir çalışmaya rastlanmamaktadır. Olumlu sonuçlar doğurması beklenerek çıkarılan KKM sisteminin esasen ekonomik göstergelerde düşüş yaşanacağı tahmin edildiği için çıkarılan bir sistem olduğu söylenebilir. X kullanıcılarının, döviz kuru riskinden korunmak amacıyla ortaya çıkan KKM hakkındaki görüşlerini içermesi açısından çalışmanın önemli olduğu düşünülmektedir.

3. Metodoloji

Python yazılım dili Jupyter Notebook geliştirme ortamında eğitilmiş metin madenciliği tekniği kullanılmıştır. Python, veri işleme, makine öğrenmesi gibi alanlarda gelişmiş ve kullanımı kolay kütüphaneleri olması sebebiyle tercih edilmiştir.

3.1.Araştırmanın Kısıtları

KKM sisteminin uygulanmaya başlandığı tarih olan 21 Aralık 2021- 21 Aralık 2022 tarihleri arasındaki paylaşımlar analiz edilmiştir. Yalnızca “KKM” kelimesi üzerinden analiz yapılmıştır. KKM kelimesi üzerinden yapılan tweet araştırmasında toplam 500 adet tweet elde edilmiştir. Finans haber siteleri ve kurum yazarlarının yaptığı paylaşımlar ayrıştırmamıştır. Retweetler analize dâhil edilmemiştir.

3.2.Araştırmanın Önemi

Kur Korumalı Mevduat uygulaması hakkındaki yorumların incelenmesi KKM'nin yatırımcılar üzerindeki yarattığı etki ile yatırımcıların memnuniyet derecesini ölçüp politika yapıcıların stratejiler geliştirilmesi için fikir sunabilir. Bu sebeple kullanıcı sayılarının ve paylaşımların gittikçe artıyor olmasından ötürü sosyal medya platformlarından yararlanılabilir. Çıkan sonuçlara göre uygulamanın başarı durumu üzerine de yorum yapılabilir. Çalışmada Türkçe kullanıcı yorumları üzerine yapılan çalışmalarda BERT Modelinin daha başarılı sonuçlara ulaştığı görüldüğünden bu model tercih edilmiştir. Ayrıca finans alanında yapılan duygu analizlerinde Kur Korumalı Mevduat Sistemine ilişkin bir çalışmaya rastlanmamıştır.

3.3. Yöntem

Çalışmada metin madenciliği yöntemi uygulanmıştır. Veri işlendikten sonra analiz Eğitilmiş BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) Modeli ile gerçekleştirilmiştir. “Bidirectional Encoder Representations from Transformers” (BERT) algoritması, 2018 yılının Ekim ayında Google tarafından geliştirilmiş bir doğal dil işleme (NLP) ön eğitimi için derin öğrenme modeli tabanlı bir makine öğrenimi tekniğidir (Devlin vd., 2018). BERT modeli, metinlerdeki kelimeler arasındaki ilişkileri dönüştürücü yapısına dayanan çift yönlü bir sinir ağıdır. Model dönüşümlü öğrenme yaklaşımı, sınıflandırma performansında artış sağlamaya ve eğitim süresinde kısalmaya yardımcı olmaktadır (Karayigit vd., 2022). Turkish BERT her kelimeyi ayrı değerlendirmeyip, diğer kelimeler ile olan ilişkisini de değerlendirmeye alır. Turkish BERT, derin öğrenme algoritma modelidir (Sevli & Kemaloğlu, 2021). BERT Modeli, Google kullanıcılarının aramalarında sonuçların daha hızlı ve doğru bir şekilde edinilmesini sağlamak amacıyla oluşturulmuştur. Model, yapay zekâ ve makine öğrenmesinin birlikte kullanıldığı bir dil işleme tekniğidir (Urhan, 2020).

Araştırmada Python yazılım dili Jupyter Notebook geliştirme ortamında kullanılarak analiz yapılmıştır.

Kullanılan kütüphaneler;

- Pandas, Excel, CSV gibi farklı formatta sahip veriler Notebook ortamına çevrilmesiyle verilere ön işleme ve analiz yapılması sağlanmaktadır.

- NLTK bir doğal dil araç takımıdır. Bu kütüphane “yazı dili” verileri ile çalışabilmek için kullanılmaktadır.

- Matplotlib, veri görselleştirmeyi sağlayan bir kütüphanedir.

- Numpy, matrisler üzerinde hesaplamalar yapılmasını sağlayan bir Python kütüphanesidir.

- Sklearn, sınıflandırma işlemlerinin uygulanmasını sağlayan makine öğrenmesi tabanlı bir kütüphanedir.

- Wordcloud, dilde cümlelere anlam katkısı sağlamakta katkısı az olan (şey, hani vb). kelimelerin veriden çıkarılmasını sağlamaktadır.

- TurkishStemmer, kelime köklerini bulabilmek amacıyla kullanılan kütüphanedir.

Kütüphanelerle kullanıcı yorumları dört kategoride değerlendirilmektedir:

Doğru pozitif (TP), doğru tahmin edilen pozitif değerlerdir. Gerçek sınıfın değerinin pozitif olduğu ve tahmin edilen sınıfın da değerinin pozitif olduğu anlamına gelir.

Yanlış pozitif (FP), yanlış tahmin edilen pozitif değerlerdir. Gerçek sınıfın değerinin negatif tahmin edilen sınıfın değerinin pozitif bulunduğu anlamına gelir.

Doğru negatif (TN), doğru tahmin edilen negatif değerlerdir. Gerçek sınıfın değerinin negatif olduğu, tahmin edilen sınıfın değerinin de negatif olduğu anlamına gelir.

Yanlış pozitif (FN), gerçek sınıfın değerinin pozitif tahmin edilen sınıfın değerinin negatif olduğu durumlar için geçerlidir (Joshi, 2016).

Kategorilere ayrılmış yorumlardan skorlar elde edilmesi için farklı hesaplamalar gerekmektedir. Skorlar doğruluk, duyarlılık ve F1 skoru olmak üzere üç skor elde edilerek BERT algoritmasının tahmin düzeyi belirlenmektedir.

Accuracy (Doğruluk): “Doğruluk, tahmin edilen gözlemin toplam gözlemlere oranıdır. Doğruluğumuz yüksekse modelin en iyisi olduğu düşünülebilir ancak yalnızca yanlış pozitif ve yanlış negatif değerlerinin neredeyse aynı olduğu simetrik veri kümelerinde geçerlidir. Bu nedenle, modelin performansını değerlendirmek için diğer parametrelere bakılmalıdır.” (Kanstrén, 2020).

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

Precision (Kesinlik) : Yapılan olumlu tahminlerin kaçının doğru olduğunun bir ölçüsüdür (gerçek pozitifler) (Kanstrén, 2020; Karayığit vd.,2022; Şimşek vd., 2023).

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Recall (Duyarlılık): Sınıflandırıcının verilerdeki tüm olumlu durumlar üzerinde kaç tane pozitif vakanın doğru tahmin edildiğinin bir ölçüsüdür (Kanstrén, 2020; Karayığit vd., 2022; Şimşek vd., 2023).

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Kesinlik ve Duyarlılık puanlarının ortalaması alınır ve F1-Skorunu oluşturmak için ağırlıklandırılır. Sonuç olarak, bu skorda hem yanlış pozitifler hem de yanlış negatifler dikkate alınır. Fakat belirsiz bir durum varsa hem Kesinlik'e hem de Duyarlılık'a bakmak daha iyi olacaktır. F1 diğer metriklerin çoğunu tek bir metrikte birleştirerek aynı anda birçok yönü yakalar (Kanstrén, 2020).

F1-Skoru, kesinlik ve duyarlılık değerlerinin ağırlıklı ortalaması olup, puan hem yanlış pozitifleri hem yanlış negatifleri dikkate almaktadır.

$$\text{F1 Skor} = 2 * (\text{Duyarlılık} * \text{Kesinlik}) / (\text{Duyarlılık} + \text{Kesinlik}) \quad (4)$$

Ön temizliği yapılan veri seti % 10 (test) ve % 90 (eğitim) olmak üzere bölünmüştür. Bölünen veri setinin eğitim verisi ile model oluşturulmuştur. Model oluşturulurken vectorizer olarak TF-IDF, sınıflandırıcı olarak ise Stochastic Gradient Descend algoritması kullanılmıştır.

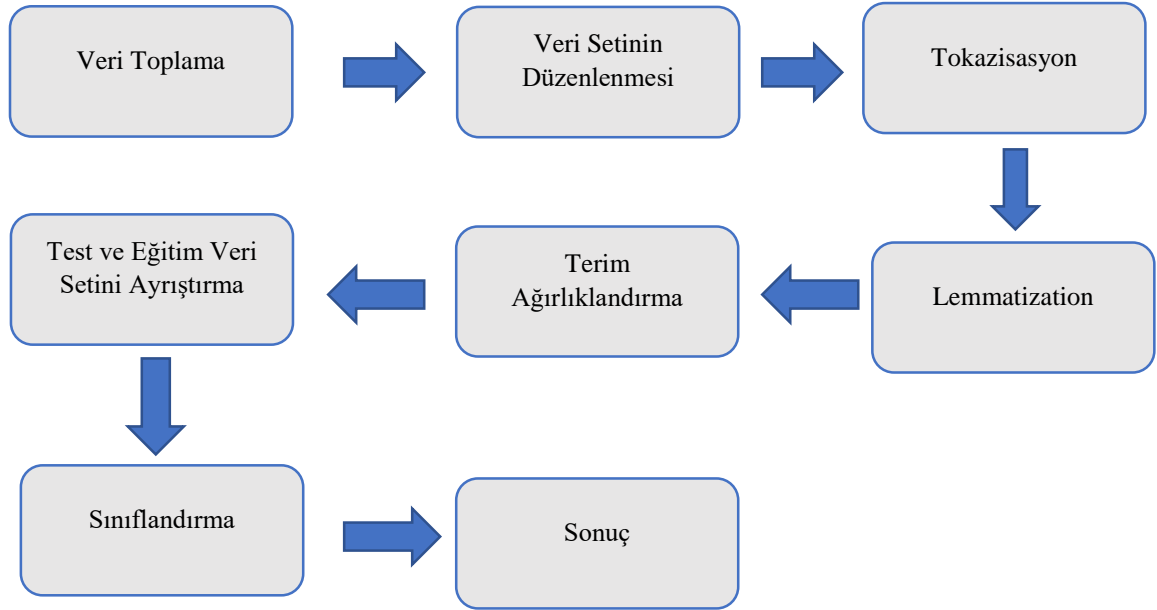
$$\text{TF-IDF} = \text{Terim Sıklığı (TF)} * \text{Ters Doküman Sıklığı (IDF)} \quad (5)$$

TF-IDF, sözcüğün bulunduğu dokümanı ne kadar temsil ettiğini gösteren bir istatistiksel değerdir.

Terim sıklığı, ilgili kelimenin dokümandaki frekansıdır. Kelimenin dokümanda geçme sayısını, dokümandaki toplam kelime sayısına bölerek elde edilir. Doküman sıklığı, terim sıklığı ile benzetilmektedir ama bu kez diğer dokümanlara odaklanır. Doküman sayısının ilgili kelimenin geçtiği doküman sayısına bölünmesi ile hesaplanır. Ters doküman sıklığı, doküman Sıklığı değerinin logaritması alınarak hesaplanır. Bir kelime diğer dokümanlarda ne kadar sık geçiyorsa DF değeri artar, IDF değeri o kadar azalır.

Araştırmada uygulanan metot Şekil 1'de verilmiştir:

Şekil 1: Araştırma Metodu



Kaynak: Şimşek, İ., Kökçam, A. H., Demir, H. I., & Erden, C. (2023, Mayıs). Sentiment Analysis of Twitter Data of Hepsiburada E-commerce Site Customers with Natural Language Processing. *In International Symposium on Intelligent Manufacturing and Service Systems* (ss. 567-578). Singapore: Springer Nature Singapore.

Araştırma veri setinin hazırlanması, veri işleme adımları ile gerçekleştirilmiştir:

3.3.1. Veri Setinin Hazırlanması

X platformunda kur korumalı mevduat kelimesinin kısaltması olan “KKM” kısaltması ile yapılmış 500 paylaşım çalışmanın veri setini oluşturmaktadır. 21 Aralık 2021-21 Aralık 2022 tarihleri arasında yapılan paylaşımlar analiz edilmiştir. Çekilen tweetler Excel ortamında programda kullanılmak üzere düzenlenmiştir. Her tweete bir sıra numarası verilmiştir. Bu sıra numarasına “id” tanımlaması yapılmış, tweet içeriğinin yer aldığı sütuna ise “tweet” adı verilmiştir.

3.3.2. Veri İşleme

Giriş dizilerini hazırlamak ve modeli eğitmek için kütüphanede sağlanan önceden eğitilmiş BERT modeli kullanılmaktadır.

Kütüphaneler yardımı ile paylaşımlardaki “#” ile başlayan hashtag (dikkat çekilmesini sağlayan belirteçler), “@” ile başlayan kullanıcı isimleri, web sitesi adresleri, kullanıcı adları ve sayısal ifadelerden arındırılmıştır. Fazladan yer alan boşluklar bağlaç olan ve tek başına bir duygu ifade etmeyecek kelimeler çıkarılmıştır. Paylaşımlardaki büyük harflerin tümü küçük harflere dönüştürülmüştür.

Tablo 1: Temizlenen Verinin İlk Beş Satırı

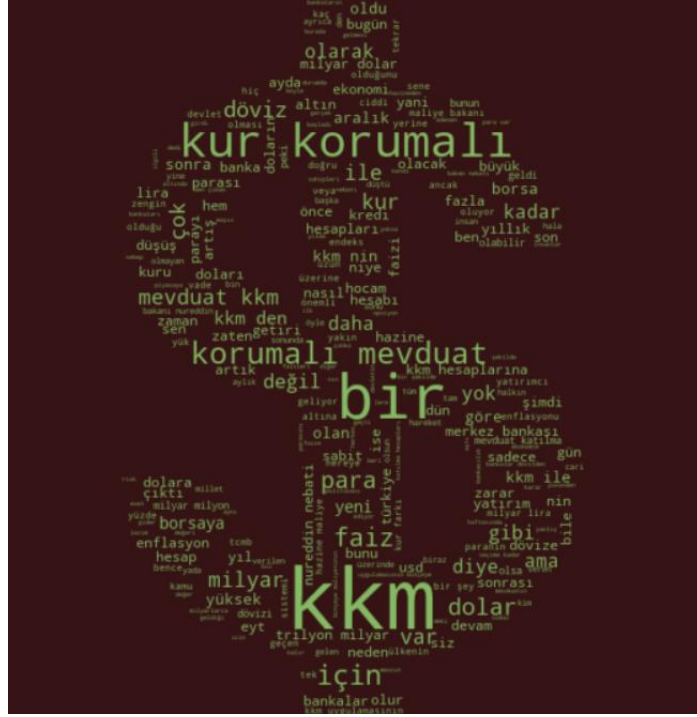
Sıra	Tweet	Temizlenen veri	Etiket	Skor
0	yıl sonu bankalar mevduat sıralaması çok kur k...	banka mevduat sıralama koruma bağlayan bankat...	0	0,915218
1	kur korumalı mevduat kkm son iki haftada milya...	kur koruma mevduat hafta milyar azalarak trilyon m...	0	0,554331
2	parti iktidarının dolar kurundaki yükselişi du...	parti iktidar yükseliş durdurmak devre aldık k...	0	0,988062
3	bddk nisan haftasına ilişkin bankacılık verile...	bddk nisan hafta iliş bankacılık veri açık...	1	0,712742
4	kur korumalı mevduat kkm hesapları ilk defa mi...	koruma mevduat hesap defa milyar...	0	0,653434

Tablo 1’de tweetlerin ilk hâli ve temizlenmiş hâlinin nasıl olduğu gösterilmektedir. Şekildeki “0” sıfır rakamı negatif yorumları, “1” rakamı ise pozitif yorumları ifade etmektedir. BERT tokenizer kullanılarak, her bir tweetten geçersiz karakterler kaldırılacak ve tüm kelimeler küçük harfle yazılacak şekilde tokenize edilmiştir.

4. Bulgular

BERT tokenizer kullanılarak, her bir tweetten geçersiz karakterler kaldırılacak ve tüm kelimeler küçük harfle yazılacak şekilde tokenize edilmiştir. Tokenizasyon işleminden önce elde edilen bulgular Şekil 2 ve Tablo 2’de gösterilmektedir.

Şekil 2: Kök Bulma İşleminde En Çok Geçen Kelimeler



21 Aralık 2021 tarihi ile 21 Aralık 2022 tarihleri arasında kelime yoğunluğu açısından tweetlerde en çok kullanılan kelimeler “Döviz”, “Faiz” gibi kelimelerdir. Bununla birlikte ilişkili olarak “Borsa”, “Dolar”, “Altın” gibi yatırım araçlarını ifade eden kelimeler de geçmektedir.

Tablo 2: Kök Bulma İşleminde Önce 30’dan Fazla Kez Tekrarlanan Kelimeler ve Tekrar Sayıları

Kelime	kur	bir	korumalı	milyar	dolar	faiz	para	döviz	yeni	trilyon	nebati	lira	borsaya
Tekrar Sayısı	219	151	138	111	100	93	88	66	39	33	33	32	31

Tablo 2’de kök bulma işleminden önce en çok tekrar eden kelimelere yer verilmiştir. En çok tekrarlanan kelimenin “kur” olması KKM sisteminin kuru odak alan bir sistem olmasından dolayı beklenen bir sonuçtur. Kelimelerin çoğunun döviz ve faiz odaklı kelimeler olması ayrıca dönemin Hazine ve Maliye Bakanının isminin tweetlerde tekrarlanan kelimeler arasında olduğu görülmektedir.

Tokenizasyon işleminden sonra elde edilen bulgular Şekil 3 ve Tablo 3’te gösterilmektedir.

Şekil 3: Kök Bulma İşleminde En Çok Geçen Kelimeler



Kök bulma işleminden sonra en sık kullanılan kelimelerin “Koruma Mevduat”, “Döviz”, “Faiz”, “Borsa”, “Banka”, “Hesap”, “Dolar” ve “Enflasyon” gibi kelimeler olduğu tespit edilmiştir. Kelimeler incelendiğinde KKM uygulamasının konusunu yansıttığı söylenebilir. “Milyar”, “Döviz”, “Dolar” kelimelerinin tekrarlanması ise 21 Aralık 2022 tarihinde Kur Korunmalı Mevduat Hesabı uygulamasının yaklaşık 79 Milyar Dolar (Karar Gazetesi, 2022) bir büyüklüğe ulaşmasıyla ilişkilendirilebilir.

Tablo 3: Kök Bulma İşleminde 20’den Fazla Kez Tekrarlanan Kelimeler ve Tekrar Sayıları

Kelime	faiz	döviz	milyar	hesap	banka	lira	para	dolar	kadar	değil	borsa	olarak	olan	enflasyon	artış	olacak	trilyon	nebati	vade	uygulama	aralık
Tekrar Sayısı	158	127	124	113	95	68	65	62	58	53	49	42	40	39	38	34	33	33	32	31	31

Tablo 3’te kök bulma işleminden sonra en çok tekrar eden kelimelere yer verilmiştir. En çok tekrarlanan kelimenin “faiz” olması KKM sisteminin getiri elde etmek için kurulmuş olmasından dolayı beklenen bir sonuçtur. Kök bulma işleminden önce bulunan kelimelere göre daha geniş bir kelime skalası görülmektedir. Sistemin bağlantılı olduğu faiz, dolar, döviz gibi kelimelerin sonra çıktığı görülmektedir. Dönemin Hazine ve Maliye Bakanının en çok tekrarlanan kelimeler arasında yer aldığı görülmektedir.

Bulunan skorlara göre atılan tweetlerde geçen pozitif kelimeler Şekil 4’te gösterilmektedir.

Şekil 4: Tweetlerde Geçen Pozitif Kelimeler



“KKM” hashtagi ile atılan 500 tweet veri setinde “Dolar”, “Kur”, “Faiz” gibi sıkça geçen kelimelerin %13 oranında pozitif olarak ayrışmasında ağırlığının yüksek olduğu söylenebilir. Döviz kurundaki artış her ne kadar kur korunmalı mevduat sistemine giren kişilere katkı sağlıyor görünse de bu durum ekonominin genelinde olumsuz bir durum olduğuna ilişkin gösterge olduğundan genel durumun olumsuz olacağı tahmin edilebilir bir durumdur.

Bulunan skorlara göre atılan tweetlerde geçen negatif kelimeler Şekil 5’te gösterilmektedir.

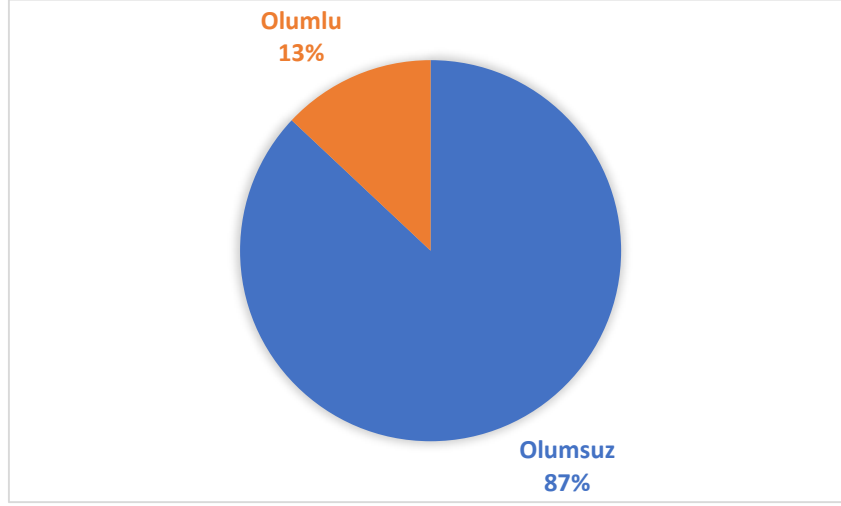
Şekil 5: Tweetlerde Geçen Negatif Kelimeler



“KKM” hashtagi ile atılan hem olumlu hem olumsuz paylaşımlarda “Dolar”, “Kur”, “Faiz” kelimelerinin yer aldığı görülmektedir. Döviz kurundaki artış her ne kadar KKM sistemine giren yatırımcılara katkı sağlıyor

görünse de kurdaki artış ekonominin genelinde olumsuz bir durum olduğuna ilişkin gösterge olduğundan böyle bir kesişim olduğu düşünülmektedir. KKM yatırım yapmayan birey sayısının çok daha fazla olmasından dolayı yorumların olumsuz ağırlığının yüksek olması beklenen bir durumdur. KKM'nin bütçeye maliyetinin yaklaşık 91.6 Milyar Türk Lira (Çakır , 2022) olması da olumsuz yorumları teyit etmektedir.

Şekil 6: Yorumların Olumlu-Olumsuz Dağılım Grafiği



“KKM” hashtagi ile atılan 500 tweet serisi analiz edildiğinde genel olarak %87 oranında negatif duygu skoru ve %13 pozitif duygu skoru elde edilmiştir. Verilerden anlaşıldığı üzere Twitter kullanıcılarının KKM sistemine yönelik düşüncelerinin olumsuz olduğu ifade edilebilir. Bunun sebebinin bu uygulamanın döviz kurlarındaki dalgalanmalarının ekonomiye yükleyeceği ekstra maliyet olduğu ifade edilebilir.

Bu çalışmada gerçekleştirilen modelin doğruluk oranı ve precision, recall ve f1 skorları ile analizi Tablo 4'te de gösterilmektedir.

Tablo 4: Modelin Doğruluk Oranı ve Precision, Recall ve F1 Skoru Değerleri

Modelin Doğruluğu: 0,90				
	Kesinlik	Duyarlılık	F1-Skoru	Support
0 (Negatif Yorumlar)	0,90	1,00	0,95	43
1 (Pozitif Yorumlar)	1,00	0,29	0,44	7
Makro Ortalama	0,95	0,64	0,69	50
Ağırlıklı Ortalama	0,91	0,90	0,87	50

Tablo incelendiğinde model, negatif yorumları % 100 doğruluk oranıyla en iyi duyarlılık ölçütü ile pozitif yorumları ise % 100 doğruluk oranı ile kesinlik ölçütü ile tahmin etmektedir. F1 skoruna bakıldığında negatif yorumların %95 oranında, pozitif yorumların %44 oranının bilindiği görülmektedir. Modelin doğruluk oranı ise %90 olarak tespit edilmiştir. Sonuç olarak modelin negatif yorumları algılamakta yüksek başarı oranı gösterdiği, pozitif yorumların algılanmasındaki başarısının nispeten düşük olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla model negatif yorumları algılamakta yüksek başarı oranı gösterirken pozitif yorumların anlaşılmasındaki başarı oranı daha düşüktür.

5. Sonuç

Sosyal medya platformları insanların duygu ve düşüncelerini paylaştıkları platformlardır. X, yazılı paylaşım temelli bir platform olduğundan insanların sosyal ve siyasal gündeme dair düşüncelerinin ön plana çıktığı bir platformdur. Bu sebeple 2021 yılında uygulanmaya başlanan KKM sisteminin duygu analizi açısından incelenmesinin yatırımcıların davranışına yönelik enstrüman hakkında tutumlarını anlamak için bir gösterge niteliği taşımakla birlikte yatırımcının risk algısını da ölçmeyi sağladığı söylenilebilmektedir.

KKM sistemi mevduat büyüklüğü milyarlarca dolara tekabül eden yatırımcılar için güvenli liman olarak nitelense de diğer taraftan kamu bütçesine zarar vereceği düşüncesi sisteme olumsuz bir bakış olmasına sebep

olmaktadır. Analiz sonucunda X platformunda sisteme ilişkin paylaşımların %87 oranında olumsuz seyrettiği tespit edilmiştir. Yüklü mevduatı olan nispeten az sayıda insan olacağından ve ekonomik göstergelerdeki olumsuz seyirden ötürü KKM'ye ilişkin olumsuz bir bakış olduğu söylenebilir. Döviz kurunda tahmin edilemeyen sıçramalar olması durumunda KKM sistemi risk oluşturabilir. Enflasyonun sürekli artması TL yatırımlarının korunamamasına sebep olmaktadır (Yayman, 2022). Yıllık mevduat faiz getirisinin döviz kuru ve altın fiyatlarının üzerinde seyretmesi hâlinde ise kur ve altın fiyatlarındaki her bir puan farkının kamuya 3,5 milyar TL yük getireceğine ilişkin tahminler, olumsuz bakış açısını destekler niteliktedir (Özudođru, 2022). Sonuç olarak KKM sisteminin uygulandığı süreç olan Aralık 2021- Haziran 2023 dönemi arasında yatırımcıların döviz yönelmelerinin kısmen önüne geçildiği ancak sistemin Türk lirasını desteklemekte yeterli olmadığı söylenebilir (Tunalı, 2024).

Alan yazını incelendiğinde finans alanında gerçekleştirilmiş duygu analizi çalışmalarının daha çok döviz, hisse senedi ve borsa endeksleri üzerine olduğu görülmektedir. KKM hakkında duygu analizi çalışmasına rastlanmadığından bu çalışmanın literatüre katkı sağlayabileceği düşünülmüştür. Ayrıca ekonomik karar alıcılar KKM Sistemi ile ekonomide istikrarı sağlamak adına politika gütmüş ve kurlarda oluşan dalgalanmalara karşı yatırımcıları korumak için bu kararı almışlardır. Ancak analiz sonucunda görülmektedir ki sistem, yatırımcıların yorumlarına göre büyük oranda olumsuz algılanmaktadır.

Gelecekte KKM sisteminde yapılacak değişikliklere göre farklı dönemler için duygu analizi ile yatırımcıların algısının değişip değişmediği incelenebilir. Sistemin diğer finansal enstrümanlara göre yatırımcıya getirisini, farklı analiz teknikleri ile incelenebilir.

Katkı Oranı Beyanı

Makale yazarlarından Nurcan Kostak %60, İnan Demirkol %40 oranında çalışmaya katkıda bulunmuşlardır.

Çıkar Çatışması Beyanı

Bu çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Kaynakça

- Açıkalm U. U., Bardak, B., & Kutlu, M. (2020, Ekim). Turkish Sentiment Analysis Using BERT. *28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) içinde* (s. 1-4), Medipol Üniversitesi..
- Alkan, A. (2021). *Analyzing the impact of political tweets on exchange rates*. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Baye, R. U., & Aksöz, E. O. (2015). Otel tercihinde çevrimiçi otel değerlendirme yorumlarına ait içeriklerin önemi. *Seyahat ve Otel İşletmeciliği Dergisi*, 12(3), 6-20.
- Bozma, G., & Kul, S. (2020). Twitter ile hisse senetleri oynaklığı tahmin edilebilir mi? *Sosyoekonomi*, 28(45), 315-326.
- Critien, J., Gatt, A., & Ellul. (2022). Bitcoin price change and trend prediction through twitter sentiment and data volume. *Financial Innovation*, 8(1), 1-20.
- Çakır, M. Ö. (2022, 12 19). Nureddin Nebati'ye göre KKM'nin 1 yıllık maliyeti yaklaşık 92 milyar TL: Hazine ve Maliye Bakanı Nureddin Nebati'nin açıklamasına göre KKM'nin 1 yıllık maliyeti 91,6 milyar TL. <https://www.aa.com.tr/tr/ekonomi/hazine-ve-maliye-bakani-nureddin-nebati-kkmnin-bir-yilini-degerlendirdi/2767147> sayfasından erişilmiştir. Erişim Tarihi:06.12.2023
- Çılğın, C., Ünal, C., Alıcı, S., Akkol, E., & Gökşen, Y. (2020). Metin sınıflandırmada yapay sinir ağları ile bitcoin fiyatları ve sosyal medyadaki beklentilerin analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi*, 4(1), 106-126.
- Erdoğan, D. (2022). *Duyarlılığın hisse senedi tahmini üzerindeki etkisini değerlendirme*. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Güven, Z. A. (2021). Türkçe tweetlerde duygu analizi için BERT modelleri ve makine öğrenme yöntemlerinin karşılaştırılması. *6th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*. IEEE, 2021, 98- 101. <https://doi.org/10.1109/UBMK52708.2021.9559014>
- Karar Gazetesi. (2022). *78.8 milyar dolarlık pimi çekilmiş KKM*. <https://www.karar.com/ekonomi-haberleri/78-8-milyar-dolarlik-pimi-cekilmis-kkm-1714155> sayfasından erişilmiştir. Erişim Tarihi: 06.12.2023.
- Karayiğit, H., Akdaglı, A., & Aci, Ç. İ. (2022). Homophobic and hate speech detection using multilingual-bert model on turkish social media. *Information Technology and Control*, 51(2), 356-375.

- Koca, G. (2021, Aralık 10). Bitcoin üzerine twitter verileri ile duygu analizi. *Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, s. 19-30.
- Köksal, B., Erdem, G., Türkeli, C., & Öztürk, Z. (2021, Mayıs 29). Twitter'da duygu analizi yöntemi kullanılarak bitcoin değer tahminlemesi. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 9(3), s. 280-297.
- Linhaio, Z. (2013, Nisan 16). Sentiment analysis on Twitter with stock price and significant. *Department of Computer Science, The University of Texas at Austin*, s. 1-30.
- Mozafari, M., Farahbakhsh, R., & Crespi, N. (2020). Hate speech detection and racial bias mitigation in social media based on BERT model. *Plos One*, 15(8), <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237861>
- Özcan, M. (2021). *Sosyal medya platformlarının hisse senedi piyasalarına etkisi: BİST30 örneği*. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Gümüşhane.
- Özparlak, G. (2020, Şubat 20). The possible impact of twitter post messages on stock market activities. *Ankara Üniversitesi Siyasal Bilgiler Fakültesi Dergisi*, 75(1), s. 335-354.
- Özdoğan, B. A. (2022). *Kur korumalı mevduatta etkinlik-verimlilik analizi*. <https://vergiyalgi.net/kur-korumalimevduatta-etkinlik-ve-verimlilik-analizi> sayfasından erişilmiştir. Erişim Tarihi: 15.02.2022.
- Polat, M., & Akbıyık, A. (2019). Sosyal medya ve yatırım araçlarının değeri arasındaki ilişkinin incelenmesi: Bitcoin örneği. *Akademik İncelemeler Dergisi*, 14(1), 443-462.
- Sacramento, J. (2021, Kasım). *Sentiment analysis in the stock market based on Twitter data*. University Institute of Lisbon.
- Sattarov, O., Jeon, H., Lee, J., & Oh, R. (2020, Kasım). Forecasting bitcoin price fluctuation by twitter sentiment analysis. *2020 Uluslararası Bilgi Bilimi ve İletişim Teknolojileri Konferansı (ICISCT)* (s. 1-4), Taşkent, Özbekistan.
- Sevli, O. & Kemaloğlu, N., (2021). Olağandışı olaylar hakkındaki tweet'lerin gerçek ve gerçek dışı olarak Google BERT modeli ile sınıflandırılması. *Veri Bilim Dergisi*, 4(1), 31-37.
- Şimşek, İ., Kökçam, A. H., Demir, H. I., & Erden, C. (2023, May). Sentiment analysis of Twitter data of hepsiburada e-commerce site customers with natural language processing. *In International Symposium on Intelligent Manufacturing and Service Systems* (ss. 567-578). Singapore: Springer Nature Singapore.
- Tamdoğan, F. (2019). *Sosyal medyadaki hisse paylaşımlarının yatırımcının alım satım kararları üzerindeki etkisi Twitter uygulaması*. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Başkent Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Ankara.
- Torun, N., & Şengül, A. (2022, Haziran 30). Kripto para birimlerinin twitter verileri ile metin madenciliği kapsamında incelenmesi. *Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar*, 6(1), 54-65.
- Tuna, M. F., Polatgil, M., & Kaynar, O. (2023). Restoran müşterilerinin geri bildirimleri üzerinde hedef kategorinin tespiti ve hedef tabanlı duygu analizi. *Visionary E-Journal/Vizyoner Dergisi*, 14(40).
- Tunalı, H., & Kalkay, D. (2024). Makro ihtiyati para politika aracı olarak kur korumalı mevduat hesabı uygulaması. *Press Academia Procedia*, 18(1), 63-68.
- Türkalp, M. (2019). *Twitter Verileri Üzerinde Sınıflandırma Algoritmaları Kullanarak Hisse Senedi Değerleri İçin Yön Tahmini*. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Konya Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü. Konya.
- Uyrun, O., & Sabuncu, I. (2021, Aralık 30). Sosyal medya ve diğer yatırım aracı verilerine dayalı hisse senedi değeri tahmini. *Acta Infologica*, 5(2), 267-285.
- Wolk, K. (2020, Nisan). Advanced social media sentiment analysis for short-term cryptocurrency price prediction. *IEEE Access Expert Systems*.
- Yayman, D. (2022). Kur Korumalı Mevduat Hesabına Tanınan Vergi Ayrıcalıklarının Bütçeye Etkileri. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 31(2), 526-535.
- Yıldırım, M., & Yüksel, C. (2017). Sosyal medya ile hisse senedi fiyatının günlük hareket yönü arasındaki ilişkinin incelenmesi: duygu analizi uygulaması. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 33-44.