

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SOSYAL MÜHENDİSLİKTE KOMPLO TABANLI İÇERİKLERİN
YAPAY ZEKÂ İLE ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Emel KOÇYİĞİT

Bilişim Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı

TEMMUZ 2025

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SOSYAL MÜHENDİSLİKTE KOMPLO TABANLI İÇERİKLERİN
YAPAY ZEKÂ İLE ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Emel KOÇYİĞİT

Bilişim Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Fatih ÇALLI

TEMMUZ 2025

Emel KOÇYİĞİT tarafından hazırlanan “Sosyal Mühendislikte Komplo Tabanlı İçeriklerin Yapay Zekâ ile Analizi” adlı tez çalışması 03.07.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği/oy çokluğu ile Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilişim Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

Jüri Başkanı : **Dr. Öğr. Üyesi Fatih ÇALLI (Danışman)**
Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyesi : **Dr. Öğr. Üyesi Burcu ÇARKLI YAVUZ**
Sakarya Üniversitesi

Jüri Üyesi : **Doç. Dr. Selman HIZAL**
Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi



ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ

Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğine ve Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesine uygun olarak hazırlamış olduğum “SOSYAL MÜHENDİSLİKTE KOMPLO TABANLI İÇERİKLERİN YAPAY ZEKÂ İLE ANALİZİ” başlıklı tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın tüm aşamalarında yukarıda belirtilen yönetmelik ve yönergeye uygun davrandığımı, tezin içerdiği yenilik ve sonuçları başka bir yerden almadığımı, tezde kullandığım eserleri usulüne göre kaynak olarak gösterdiğimi, bu tezi başka bir bilim kuruluna akademik amaç ve unvan almak amacıyla vermediğimi ve 20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince Sakarya Üniversitesi’nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Enstitü tarafından belirlenmiş ölçütlere uygun rapor alındığını, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun ortaya çıkması halinde doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim.

(...../...../20.....).

Emel KOÇYİĞİT





Kendime..



TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitim hayatım boyunca anlayışı, bilgi birikimi ve tecrübeleriyle destek olup yönlendiren değerli danışman hocam Dr.Öğr. Üyesi Fatih ÇALLI 'ya, desteklerini esirgemeyen kıymetli aileme teşekkür ederim.

Emel KOÇYİĞİT



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ	v
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	xi
KISALTMALAR	xiii
TABLO LİSTESİ	xv
ŞEKİL LİSTESİ	xvii
ÖZET	xix
SUMMARY	xxi
1. GİRİŞ	1
1.1. Araştırma Amacı, Kapsamı ve Problemi	3
1.2. Problem Sorusu	4
1.3. Hipotez	5
2. LİTERATÜR TARAMASI	7
2.1. Literatür Taraması Özetleri	9
3. MATERYAL VE YÖNTEM	11
3.1. Yöntem	11
3.1.1. Veri ön işleme	11
3.1.2. Metin ön işleme	12
3.1.3. Özellik çıkarımı (TF-IDF vektörizasyonu)	12
3.1.4. Naive Bayes sınıflandırması ile duygu analizi	12
3.1.5. LSTM ile duygu analizi (Ek Model)	13
3.1.6. BERT modeli	13
3.2. Uygulamanın Çalışmanın Süreçleri ve İşleyişi	13
3.2.1. Verilerin elde edilmesi	14
3.2.2. Veri ön işleme	15
3.2.3. Yöntemlerinin kullanılması	15
3.2.3.1. Hesaplama süreci	16
3.2.3.2. Çalışma ortamı	17
3.2.3.3. Veri toplama & veri ön işleme	17
3.2.3.4. Modelleme ve sınıflandırma	18
3.2.3.5. Naive Bayes modeli	18
3.2.3.6. LSTM modeli	21
3.2.3.7. BERT modeli	21
3.3. Etik Onay ve Verinin Kullanılması	25
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	27
4.1. Çalışmanın Duygu Analizlerinin İncelenmesi	27
4.2. Deneysel Çalışmalar	27
4.3. Bulgular	28
4.4. Tartışma	33
5. SONUÇ VE ÖNERİLER	35
5.1. Çalışmanın Sınırlılıkları	36

5.2. Gelecek Çalışma Önerileri	37
5.3. Pratik Katkıları ve Politika Önerileri.....	37
5.3.1. Dijital medya okuryazarlığı programları	38
5.3.2. Sosyal medya platformları için Algoritmik sorumluluk	38
5.3.3. Toplumsal güvenin artırılmasına yönelik politikalar	38
5.3.4. Akademik alanlar arası işbirliği	38
5.3.5. Yapay zekânın bilgilendirmeleri	39
KAYNAKLAR.....	41
ÖZGEÇMİŞ.....	43



KISALTMALAR

- BERT** : Çift yönlü kodlayıcı temsilleri- Bidirectional Encoder Representations from Transformers
- LSTM** : Uzun kısa süreli bellek - Long Short-Term Memory
- NLP** : Doğal Dil İşleme - Natural Language Processing
- TF-IDF** : Terim Frekansı – Ters Doküman Frekansı Term Frequency-Inverse Document Frequency)
- YZ** : Yapay Zekâ





TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Tablo 3.1. Naive Bayes sonuçları.....	20
Tablo 3.2. LSTM modeli.....	21
Tablo 3.3. Bert modeli.....	22
Tablo 3.4. Modellerin karşılaştırılması.	23
Tablo 4.1. Durumların analizleri.	28





ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1. Komplo teorisi, sahte haber, dezenformasyon kriterleri.....	9
Şekil 3.1. Duygu analiz akışı	11
Şekil 3.2. Çalışmada uygulanan süreçler.	14
Şekil 3.3. Kullanılan kütüphaneler.	17
Şekil 3.4. Etiket işlemleri.....	18
Şekil 3.5. Model tanımlama.....	18
Şekil 4.1. Süreçler.....	28
Şekil 4.2. F1- skorları.	30
Şekil 4.3. Sınıf değerlendirme.....	30
Şekil 4.4. BERT modeli.....	31



SOSYAL MÜHENDİSLİKTE KOMPLO TABANLI İÇERİKLERİN YAPAY ZEKÂ İLE ANALİZİ

ÖZET

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte yapay zekâ teknolojileri de hızlı ilerlemeler kaydetmiş ve insanların yaşamına önemli bir şekilde etkisini hissettirmeye başlamıştır. Teknolojinin gelişimi bireylerin günlük hayatını kolaylaştırmaya başladığı gibi bazı durumlarda da olumsuz ortamlar hazırlamaya başlamıştır. Dijital çağ kullanımının artmasıyla birlikte sosyal medya üzerinde toplumsal eğilimler ve bireylerin duygu durumları önemli bir hal almıştır. Bu tez çalışmasında ise sosyal medyada komplo teorilerinin yayılımının incelenmesi için yapay zekâ modellerinin kullanılarak tespiti üzerine çalışılmıştır. Sosyal medya metinlerinin otomatik olarak analiz edilerek bireylerin duygu durumlarının tespiti araştırılmıştır. Çalışma günümüz teknolojilerinde sosyal medya ortamlarında komplo teorileri ve sahte haberlerin tespiti ve dijital medya okuryazarlarındaki duygu analizi ile birlikte yarattığı psikolojik durumları ele alınarak incelenmiştir.

Tezin veri seti Kaggle ortamından herkese açık olan Twitter, Facebook ve Instagram ortamları üzerinde etkileşimlerin metinleri üzerine incelenerek analiz edilmiştir. Çalışma sosyal medyanın duygu analizini pozitif, negatif ve nötr olarak ele alarak incelenmiştir. İnsanlar üzerinde sosyal medyanın yarattığı duygu durumlarının önemini göstermiştir. Çalışma gelecek çalışmalarda bütün sosyal ağlarda incelenmesi ve video, görsel çalışmalarında da yol gösterdiği için önem taşımaktadır.

Çalışma Kaggle veri seti kullanılarak ilk aşamada veriler çeşitli ön işleme adımları ile işlenmiştir. Verilerin ön işleme ve temizlenmesi, anlamlandırılması gibi işlemleri yapılarak modelin eğitilmesi üzerine işlemlerden geçmiştir. Bu süreçte noktalama işaretleri temizleme, küçük harfe çevirme, duraklama kelimelerin çıkarılması, kök bulma gibi doğal dil işleme teknikleri kullanılmıştır. Verilerin bu yöntemlerle anlamlı bir yapıya dönüştürülmesi ile duygu analizi modellemesi aşamasına geçilmiştir. Çalışma kapsamında üç farklı makine öğrenmesi modeli kullanılarak performans incelemesi yapılmıştır. Naive bayes, LSTM (Long Short-Term Memory) ve BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Her model belirli çerçeveler kapsamında eğitilmiş ve duygu sınıflandırılması görevinde test edilmiştir. Elden edilen sonuçlarda BERT modelinin duygu analizine göre en yüksek sonuçları yansıttığı görülmüştür.

Model performansları, F1-Score, Precision ve Recall gibi ölçütlerle değerlendirilmiştir. Analiz sonuçları kapsamında BERT modelinin tercih edildiği bireyler üzerinde etkilerinin önem arz ettiği ve komplo teorileri karşısında duygu analiz etiketlerinin F1-Score, Recall ve Precision değerleri hesaplanarak başarı oranları anlaşılmıştır. Ayrıca bu modelin özellikle komplo teorileri gibi hassas içeriklerde kullanıcı tepkilerini daha doğru sınıflandırabildiği gözlemlenmiştir. Bu sonuçlar neticesinde veri toplama ve veri ön işleme süreçlerinden sonra modellerin etkileri ve duygu durum analizleri sonuçlarına ulaşılmıştır.

Modelleme ve performans deęerlendirme adımları ile sosyal medya ieriklerinin duygu analizinden ve ve bu analizlerin toplumsal eęilimlerin incelenmesinde etkili olduęu izlenmiřtir. Dijital medya okur yazarlarının psikolojik etkileri gznnde bulundurularak dijital medya okur yazarlıęın yaygınlařtırılmaıs, sosyal medya algoritmik sorumlulukları, Yapay zeka tabanlı eęitimlerin geliřtirilmesi gibi önerilerde bulunmuřtur. Bylece dijital medya okuryazarların sosyal medyadaki duygu durumlarının saęlıklı anlařılması, sosyal medya platformlarında gvenli hale getirilmesi ve toplumsa farkındalıęın arttırılması hedeflenmiřtir. Teknik analizle birlikte aynı zamanda dijital toplumun dinamikleri de boyutlar kapsamında deęerlendirilmiřtir.



ANALYSIS OF CONSPIRACY-BASED CONTENT IN SOCIAL ENGINEERING WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE

SUMMARY

With the rapid advancement of technology, artificial intelligence (AI) has increasingly become a powerful force in modern life, influencing the ways individuals interact with digital platforms and consume information. Although these technological developments have made daily tasks easier and more efficient, they have also introduced new risks and challenges, particularly in the realm of social media. The rise of the digital age and widespread use of online platforms have transformed social media into not only a communication tool but also a space where misinformation, emotional engagement, and conspiracy theories spread. Therefore, analyzing emotional responses in these environments and understanding user behavior have become important areas of academic research.

This thesis aims to explore how artificial intelligence can be used to detect and analyze users' emotional states on social media platforms, especially within the context of conspiracy theories. The primary focus of the study is sentiment analysis using advanced machine learning models to determine whether social media content carries positive, negative, or neutral sentiments. Additionally, the psychological effects of exposure to misleading information are examined, along with how such emotional content shapes public discourse.

To this end, a publicly available dataset from Kaggle containing text data collected from platforms like Twitter, Facebook, and Instagram was utilized. These platforms were selected due to their high user interaction and the prevalence of emotionally charged and controversial content. The study conducted a detailed analysis of user interactions, focusing particularly on the emotional tone and responses associated with conspiracy theories and frequently circulated misinformation in digital spaces.

Before model training, comprehensive data preprocessing is performed to ensure the text data conforms to its standards and features. Before processing, punctuation processing ensures that all information is converted to lowercase, punctuation units are removed, and stemming and rooting techniques can be run. These natural language processing (NLP) methods clean and structure the raw data, making it suitable for machine learning. This process not only reduces noise and redundancy in the dataset but also improves the model's generalization ability by focusing on key meaningful details in the text. As a result, the data is more standardized, allowing for more efficient annotation and feature extraction in subsequent steps. Furthermore, this type of preprocessing minimizes the risk of data sparsity and increases the overall range of training by reducing programming complexity.

Three different machine learning models were employed for sentiment analysis: Naive Bayes, LSTM (Long Short-Term Memory), and BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Each model was trained and tested within the same experimental framework, and their performances were objectively compared.

Naive Bayes was chosen as a baseline model due to its simplicity and speed but showed limitations with complex sentence structures. LSTM, designed to handle sequential data, performed better than Naive Bayes, especially on longer texts. However, BERT significantly outperformed both models, achieving the highest accuracy, precision, recall, and F1 score.

The results demonstrated that BERT was particularly effective at detecting subtle emotional expressions in social media texts, thanks to its ability to understand context and word relationships bidirectionally. This provided a major advantage for sentiment detection in conspiracy content, where language is often indirect, sarcastic, or emotionally manipulative. The study confirmed that BERT is the most reliable model for identifying nuanced emotional tones linked to sensitive content and psychological reactions.

The performance of each model was evaluated using common classification metrics such as Precision, Recall, and F1-Score. These metrics allowed a detailed comparison of the models' effectiveness in recognizing and categorizing sentiment in social media texts. The success of the BERT model highlighted the importance of context-aware, transformer-based architectures in complex sentiment analysis tasks.

Beyond technical analyses, the thesis also examined the psychological implications of the findings. It was observed that social media platforms tend to amplify negative emotions in reactions to content related to conspiracy theories. Users exposed to such narratives frequently express feelings of fear, anger, distrust, and confusion. If left unaddressed, these emotional responses can contribute to broader societal issues such as polarization, anxiety, and acceptance of misinformation.

Based on these findings, the thesis offers several key recommendations. First, it emphasizes increasing digital media literacy. Improving users' ability to recognize emotional manipulation and misinformation can help mitigate the negative effects of exposure to harmful content. Educational programs that encourage critical thinking when interacting with online media can encourage more responsible engagement. Providing digital literacy education, especially for young students, at an early age can be found to foster "more informed and resilient growth."

Second, the study advocates for stronger algorithmic accountability on social media platforms. Content recommendation systems that prioritize popularity over accuracy or emotional well-being often promote sensational and emotionally charged content, disrupting the balance of the information ecosystem. Therefore, it is essential for platforms to develop more ethical algorithms that evaluate not only user engagement but also the accuracy and emotional impact of content. Emotion-based filtering systems and content labeling tools can help users experience healthier digital interactions.

Third, the study recommends the development of AI-powered educational tools aimed at increasing users' awareness of their online behavior. These tools could encourage more conscious and responsible participation in digital environments by providing real-time feedback on the emotional tone of user-generated content or interactions. Such an approach could help users become more aware of their own emotional reactions while also fostering greater empathy for others in online environments.

The research also recommends incorporating multimedia formats such as video, images, and audio into future studies, given their significant role in emotional communication on social media. Moving beyond text-based content and integrating

visual and audio data into sentiment analysis could lead to more comprehensive insights. In this context, the development of multimodal analysis techniques could enable more accurate and holistic assessments of sentiment across platforms.

Finally, the thesis encourages interdisciplinary collaboration between AI researchers and mental health professionals to investigate how emotional patterns emerging on social media can be used in early intervention and support strategies. Collaborative efforts in this area could lead to the development of innovative solutions that support mental health in digital environments. Early detection and effective addressing of signs of online trauma, stress, or loneliness can be crucial for protecting users' psychological well-being.

In conclusion, this research demonstrates the powerful potential of advanced natural language processing models (specifically BERT) for accurately performing sentiment analysis in social media environments. The study further explores the impact of digital evolution and its psychological implications by identifying emotional patterns in online narratives that include conspiracy theories. By combining technical program, social analysis, and practical recommendations, it makes a lasting contribution not only to the field of Natural Language Processing (NLP) but also to digital communication ethics and mental health. Ultimately, a more informed, emotionally intelligent, and resilient digital society is essential.



1. GİRİŞ

Günümüzde teknolojinin gelişerek kullanılması ile birlikte sosyal medya kullanımları artış göstermektedir. Dijital ortamların kullanımı ile birlikte bilgiye ulaşmak kolay olduğu gibi bilgi kirliliği ve yanlış bilgiler içeren bir ortam haline de gelmiştir. Son yıllarda, sosyal medya platformlarının kullanımı ile komplo teorileri, toplum üzerinde hızla yayılan ve kullanıcıların görüşlerini şekillendiren bir ortam haline gelmiştir. Komplo teorileri, gerçekliği olmayan genellikle doğruluğu içermeyen durumların, haberlerin inanılmasına zemin hazırlanan teorilerdir. Belirsizlik durumlarında insanlara karşı korku, şüphe ve güvensizlik gibi duyguları yaşatan ve kitleler üzerinde hızlı yayılımı sağlayan teorilerdir. Bu teoriler bireysel olarak değil toplumsal olarak davranışları etkileyecek ve yönetecek kadar güçlü etkiler bırakır. Dijital medya okuryazarlığı etkili bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır. Sosyal medya, bireylerin bilgi, etkileşimde bulunabilmesi ve topluluklar oluşturarak bilgi alışverişi yapacağı ortamlar haline gelmiştir. Bu sebepten dolayı komplo teorilerinin hızlı bir şekilde yayılmasına sosyal medya olanak sağlamaktadır. Sahte olup gerçek gibi sosyal medyaya aktarılan ses, görüntü, metinlerin içerikleri sosyal medyada paylaşıldığında kullanıcılar tarafından etkileşim yapılarak hızlı bir şekilde yayılır. Bu durum ise kişiler üzerinde inandırıcılık kazandığı için etki olarak korku, şüphe ve güvensizlik gibi duyguları barındırır. Yanlış bilgilerin gerçek olandan daha kısa sürede ve büyük bir kitleye yayılması kişiler üzerinde etki bırakırken daha belirgin de bir hal almıştır. Platformlarda paylaşılan içerikler kişiler üzerinde duygusal bir davranış şekli ortaya çıkarır. Sosyal medya platformlarında yayılan gerçeği yansıtmayan komplo teorilerinin insanlar üzerinde etkisi incelenmesi amaçlanmaktadır. Yapay Zekâ (YZ) yöntemleri kullanılarak incelemeler yapılacak ve komplo teorilerinde hissedilen korku, şüphe ve güvensizlik durumlarının duygu analizi ile duygusal olarak yarattığı etkileri araştırılarak incelenecektir. Bu bağlamda, sosyal medyada yayılan komplo teorilerinin duygusal içeriğini ve toplumsal etkileri analiz etmek kritik bir öneme sahiptir.

Dezenformasyon, doğru olmayan ve sahte bilgilerin hızla yayılmasında etkili olan bir durumdur. Dezenformasyon güvensizlik yaratmak amacıyla bir ortam hazırlar ve gerçekliğe uzak olan bilgilerin yayılması ile dijital medya okuryazarlarını manipüle eder. Dolayısıyla komplo teorileri dezenformasyona uygun bir amaç olarak kullanılır ve sahte haberlerin, paylaşımların ve doğruluğu olmayan kontrolsüz şekilde yayılan haberlere uygun bir ortam hazırlar. Dezenformasyon genelde bir amaç için yapılmaktadır. Gerçek bilgiyi manipülasyon tekniği ile çıkar amaçlı kullanmak için yayılmasıdır. Bu durum siyasi, ekonomik durumlar olabilmektedir. Hem medya üzerinden hem de yayılımın geleneksel olarak sağlanması ile izlenmesi ile para kazandırılmaktadır. İnsanları şaşırtarak ilgisini çekmek üzerine önemli bir süreçtir. Bilginin dağılması ile dezenformasyon süreci artış göstermektedir. (Tam et al., Yıl, 2024). Bu ifade dezenformasyonun insanlar üzerindeki etkisini aslında duygu durum analizine bağlı olarak net bir şekilde belirtmektedir. İnsanların korku, şüphe gibi durumlar karşısında ilgisini çekerek hızlı yayılan bir kitleyi etkisi altına almaktadır. Bu sürecin hızla yayılması dezenformasyon süreci olarak büyük bir dağılıma sebebiyet vermekte ve kişilerin üzerinde etkilerinden yararlanmalarıdır. Büyük bir grubu etkisi altına alarak güvensizlik yaratarak çıkar sağlamak istenilmektedir. Bu dezenformasyon süreci yanlış ve gerçekçi olmayan bilgilerin bilinçli bir şekilde hazırlanmasına olanak sağlayıp sosyal medyadan hızlı yayılmasına fırsat vermektedir. Duygusal içeriklerden etkilenen insanlar geniş kitlelere yayarak dezenformasyon sürecine katkı sağlar ve bireyler üzerinde duygu analizinde olumlu, olumsuz durumlar yaratır. Bu sürecin yayılmasında etken ise sahte bot hesaplar, sahte kullanıcılar, dijital medya okuryazarlarının inanarak paylaşımları süreci hızlandırmak adına önem arz etmektedir.

Sosyal mühendislik, insanların etkileşim içerisinde bulunmaları sağlayarak manipüle ederek bilgilerini toplama, etkileşim eylemlerini hassasiyet çerçevesinde kandırarak kullanma tekniğidir. Sosyal mühendislik komplo tabanlı içeriklerin üretilmesi ile kullanıcıların düşüncelerini kullanarak psikolojik etki altına almaktadır. Dolayısıyla Sosyal Mühendislik, kullanıcıların komplo teorileri karşısında istedikleri şekilde davranmasını ve istedikleri duyguyu yaşatmayı hedef almaktadır.

Gerçeklik içermeyen sahte bilgilerin ve komplo teorilerinin bireyler üzerinde etkilerini incelemek için analizler yeterli olmayıp bu bireylere karşı duygusal etkilerinde incelenmesi gerekmektedir. Duygu analizi, metinlerdeki olumlu, olumsuz ve nötr

duyguların incelenmesi için doğal dil işleme (NLP) tekniğidir. Dijital okur yazarların paylaşılan içeriklere karşı verdikleri tepkileri incelemek için önem arz etmektedir.

1.1. Araştırma Amacı, Kapsamı ve Problemi

Günümüzde kullanımı ile iletişim araçlarında en yaygın olarak kullanılan ağ sosyal medya platformları olmuştur. Sosyal ağlardan yayılan içerikler özellikle son zamanlarda doğruluğu olmayan paylaşımların yapılması ile güvenilir olmayan bir ortam haline gelmiştir. Sahte haber gerçekliği olmayan manipülasyon süreçleri yaratmak amacıyla metin ve görsellerin gerçekçi olmadan yayılmasıdır. Yayılan haberler dijital medya okuryazarlarının fikirleri hedef alınarak değiştirilip, etkilenmesi üzerine kurgulanmıştır (Kiraz. 2020).

Örneğin asılsız komplo teorileri üretilen haberlerin, olayların veya durumların paylaşılması ile yanlış haberler dijital okuryazarlarının duygularını etki altına almıştır. Gerçekliği olmayan bilgi, gerçekmiş gibi gösterilerek kişiler tarafından onaylanması ve gerçek olmayan bilgiyi sanki doğru ve gerçekmiş gibi kabul ettirebilmektedir. Bu durum insanların algılarını amaçları doğrultusunda değiştirebilmektedir (Topsakal,2021). Bu etkiler korku, şüphe ve güvensizlik duygusu olarak kullanıcılarda yer edinmiştir ve psikolojik olarak kullanıcıları baskı altına almaktadır. “Sahte haber terimleri bir platform üzerinde kamuya açık bir platformda yayıldığında ve yayınladığında haber ögesi olarak gerçeklik düzeyinden uzak korku, şüphe, endişe ve güvensizlik gibi çıkarım sonuçları yaratır “(Hoque, 2022). Kullanıcılar üzerinde etkisini Hoque çalışmasında da belirttiği gibi korku, şüphe gibi duyguları bireyler üzerinde etki altına almaktadır. Araştırma komplo teorilerini ve bu teorilere yönelik kullanıcıların duygusal tepkilerini kapsamaktadır. Özellikle Twitter, Facebook, Instagram gibi yaygın sosyal medya ağlarında komplo teorisi içerikleri incelenmektedir. Sosyal medyada paylaşılan içeriklerin yayılması oldukça hızlı olmasından dolayı kişiler üzerinde endişeler ve şüpheler barındırmaya başlamıştır. Dijital okuryazarlar doğru olmayan içerikleri gördüğünde paylaşıma karşı duyarlılıklarının artması sebebiyle gerçeklik hislerini kaybetmeye başlamakta ve bu durum kişiler üzerinde düşüncelerinin farklı şekilde şekillenmesine sebep olmaktadır. Dijital medya okuryazarları sosyal medya ortamlarında birçok bilgiye maruz kalmalarından dolayı bu bilgilerin doğruluğuna inanmaktadırlar. Sosyal medya kullanıcıları güvendikleri kişilerin paylaştığı bilgiyi dolayısıyla doğru kabul ederek

inanmaktadırlar. Bu sebepten birçok kişi yanıltıcı ve gerçekliği olmayan bilgilere, haberlere inanmaktadırlar (Topsakal,2021).

Yayılan asılsız haberlerin toplumun huzuru üzerinde de büyük bir etkiye sahip olmakla birlikte endişe ve korku ortamı hazırlamaktadır.

Duygu analizi ile, kullanıcıların paylaşımlarındaki metin, görsel ve yorumları göz önünde bulundurularak korku, şüphe ve güvensizlik gibi duygusal etkileri incelenmektedir. Yapay zekâ (YZ) tabanlı duygu analizi kullanarak komplo teorilerinin sosyal medya üzerindeki etkilerini ayrıntılı şekilde incelemek ve bu duygusal durumların teorilerin yayılmasındaki rolünü ortaya koymaktadır. Komplo teorilerinin duygusal bileşenleri, bu teorilerin neden ve nasıl geniş kitlelere ulaştığını ve toplumsal kutuplaşmayı nasıl derinleştirebileceğini anlamaya yardımcı olacaktır.

Sosyal medya kullanımının artış göstermesiyle bu ortama karşı güven sorunları yaşanmaya başlanmıştır. Komplo teorilerinin bireyler üzerinde etkisini göstermeyi amaçlamaktadır. Korku, şüphe, güvensizlik duygularının dijital medya okuryazarları duyguları üzerinde yarattığı hissi duygu analizi ile incelenecektir. Duygu analizi metinler üzerinde duygusal tepkileri incelerken, bu durumun nasıl hızla yayıldığı üzerine de incelemektedir. Temel sınırlılığı ise platform bağıllığının yaşanması, paylaşımların dil bağımlılık ile sınırlıdır. Analiz verileri de toplanan verilerin sayısı ile sınırlıdır. Süreli bir zaman aralığında olmasından dolayı süreklilik kapsamında bulunmamıştır. Verilerde kişisel veriler vb. etkileşim verileri çalışmaya dahil olmamıştır. Bu sınırlılıklara kapsamında bulgular yapılmış olup sonuçların sınırlılıkları bilinmelidir.

1.2. Problem Sorusu

Çalışmanın amacı Sosyal medya platformlarında yayılan asılsız haberlerin kullanıcılar üzerinde nasıl duygu durumları yaşattığını incelemektir. Kullanıcılara korku, şüphe ve güvensizlik durumlarının etki altına alınabilmesi üzerine odaklanacaktır. Sosyal medyada yayılan kötü ve gerçek olmayan komplo teorileri kişileri duygusal olarak nasıl etkilemektedir ve kullanıcıların sosyal medyayı kullanım sıklığı ile bağlantısı nedir durumları ele alınacaktır.

1.3. Hipotez

Bu çalışma kapsamında hipotez olarak sosyal medyadaki komplo teorilerinin kullanıcılar üzerinde korku, şüphe ve güvensizlik duygularının toplumdaki güven duygularını nasıl etkiler sorusu incelenecektir.





2. LİTERATÜR TARAMASI

Günümüzde bilgi kirliliğinin arasında en hızlı şekilde yayıldığı komplo teorileri ve sahte haberler dezenformasyon vs. gibi durumlar bulunmaktadır. Bu durumlar karıştırılsa da aralarında belirgin farklar vardır. Komplo teorisi durumların komplo teorileri ile üretilip kişiler üzerinde korku, güvensizlik gibi duygulara sebep olmasıdır. Sahte, gerçek olmayan haber ise gerçekten tamamen uzak olup doğruluğu içermeyen içeriklerin habermiş gibi gösterilmesidir. Dezenformasyon ise kasıtlı olarak yalan haber yayma olarak değerlendirilebilir. Bu kavram bilginin güvenilirliğini odak alır ve dijital çağda hızla yayılması durumu olması sebebiyle büyük bir önem kazanmaya başlamıştır. Dolayısıyla, Son günlerde sosyal medya, kullanımı itibariyle çok büyük verileri barındırmasından dolayı duygu analiz süreçlerinde araştırmacı kişilerin değindiği bir konu haline almıştır.

Fikir madenciliğinde duygu analizine katkı sağlayan sosyal medya kullanımı fazla veriye olan ihtiyacı ortaya koymuştur. Twitter kullanımında komplo teorilerine göre yazılan metinler duygu analizlerinin araştırılmasında kullanılmaktadır. Bu verilerin çok olması sebebiyle veri analizini yapabilmek mümkün bir hal almıştır. Bu analiz çalışmaları ise duygu analizini anlamak için yardımcı olacaktır. Duygu analizlerinde çoklu diller de önem kazanmaktadır. Birçok yerde kullanılan sosyal medya çoklu dillerin analizinde de önemli bir etken olarak yer almaktadır. Farklı bölgelerdeki insanlar paylaşılan ve yayılan metinlerle ve kişiler üzerinde ürettikleri komplo teorileri ile etki bırakmaktadırlar. Sosyal medya üzerinden yayılan yanlış bilgilerin, toplumsal sağlığı ve güvenliği olumsuz şekilde etkileyebileceği bir gerçektir.

Çalışmada Yapay zekâ (YZ) ile çalışmalar yapıp derin öğrenme, yapay zekâ veri analizleri, sınıflandırmalar kullanılarak duygu analiz çalışması incelenecektir. Çünkü Sosyal medyanın kullanımı ve kullanım artışıyla beraber bir takım olumsuz etkenlerin yaşanmasını da beraberinde getirmiştir. Sosyal ağların kullanımı asılsız veya komplo teorisiyle üretilmiş bir yazının bireyler üzerindeki olumsuz duygusal durumları da arttırmıştır. Son yıllarda, komplo teorilerinin sosyal medya üzerinde yayılması ve bu teorilerin bireyler üzerindeki psikolojik etkileri(korku, endişe, şüphe ve güvensizlik

vb.) dijital medya platformları ve doğru, yanlış bilgilerin büyük bir hızla yayıldığı ortamlardır. “Komplo teorisi, dünya genelinde yankı uyandıran bazı olay ve durumların bilimsel kanıtlar ve veriler ile desteklenmeyecek şekilde açıklandığı, ayrıca bu olay ve durumların perde arkasında art niyetli bazı güçlerin yönlendirmesinin olduğu düşüncesidir. Yalan haberlerde olduğu gibi dijital teknolojilerin yaygınlaştığı günümüzde ortaya atılan komplo teorileri kolaylıkla yayılabiliyor. “(İmren,2023).İnsanların bilgi tüketimi ile şekillendirildiği ve dönüştürüldüğü bu ortamlarda komplo teorilerinin yayılması toplumda bir endişe de yaratmaktadır. Bu kapsamda dezenformasyon ve komplo teorileri bireylerin algılarını şekillendirip yönetebilen ve güven problemi oluşturacak problemler ortaya çıkmaktadır (Friggeri et al., 2014; Vosoughi et al., 2018). Duygu analizi metinler üzerinde hissedilen duyguların belirlenmesi için kullanılan yapay zekâ tabanlı bir analiz tekniğidir.

Duygu analizi, metinlerdeki duygusal ifadeleri belirlemek için kullanılan yapay zekâ tabanlı bir tekniktir.

Sosyal ağların en önemli özelliklerinden biri, içeriklerin süzgeçten geçirilmeden doğrudan yayımlanabilmesidir. Her birey, istediği bilgiyi yaratma ve yayma gücüne sahip olarak, yanlış bilgilere hızlı bir şekilde ulaşılmasına neden olabilmektedir (Allcott & Gentzkow, 2017). Doğruluğu olmayan tweetlerde cevaplarda korku, şüphe, şaşkınlık gibi durumlar üzüntüye, neşeye ve güvensizliğe yol açtı. Bot hesapları, doğruluğu olmayan haberlerin yaygınlaştırılarak para kazanmak için üretildiği hesaplar olduğu belirtilmiştir (Vosoughi, Roy, & Aral, 2018).

Bot hesaplarının çoğunluğu, paylaşılan görsellerin gerçekliğini belirlemek adına ilk paylaşılan hesabın incelenmesi ve metin ve görsellerin analizlerinin yapıp doğruluğu üzerine sahte paylaşımların kontrolleri sağlanmakla birlikte yayılımını izleyen, paylaşılan tweetleri silme durum algoritmaları analiz olarak kullanılmakta ve kişiler üzerinde bu analizlerle etkileri incelenmektedir “(Vosoughi, Roy, & Aral, 2018). Özellikle sentiment analizi, sosyal medya içeriklerinde belirginleşen korku, öfke, güvensizlik gibi duygusal durumları inceleyerek, bu içeriklerin toplumsal düzeyde nasıl yankı uyandırdığını gözler önüne sermektedir.

Literatür araştırması sosyal medyanın komplo teorileri ve YZ teknolojilerinin etkileşimini irdelemek amacıyla bilimsel çalışmaların ve metodolojik yaklaşımların bir araya toplandığını göstermektedir.

Sosyal medya platformlarındaki bu yayılan komplo teorilerinin etkilerini, duygu analiz ve yapay zekâ yöntemlerini anlamak için sadece mevcut literatüre katkı sağlamakla kalmayıp toplumsal güveni inşa etmeye yönelik stratejik çalışmaların geliştirilmesine de katkı sağlayacaktır.

TANIM	KOMPLO TEORİSİ	SAHTE HABER	DEZENFORMASYON
AMACI	GİZLİ DURUMLARIN YAYILMASI İDDİASI	YALAN HABER İSE DİJİTAL OKUR YAZARI YÖNLENDİRME	YANLIŞ HABERLERİN YAYILMASI
DOĞRULUK DURUMU	DOĞRULUĞU GEÇERSİZ	UYDURMA HABERLER	BİLEREK YANLIŞ HABER YAYILMASI
HIZLI YAYILMA ORTAMI	SOSYAL MEDYA	SOSYAL MEDYA, HABERLER	DİJİTAL ORTAMLAR
PSİKOLOJİK SÜRECİ	KORKU, ŞÜPHE VE GÜVENSİZLİK	KİŞİLERE ETKİSİ	YANLIŞ BİLGİLER

Şekil 2.1. Komplo teorisi, sahte haber, dezenformasyon kriterleri.

2.1. Literatür Taraması Özetleri

Duygu analizi ile yapılan çalışmalar, metinler üzerinde modelleri kullanarak yapılan araştırmalarda modellerdeki sonuçların başarı durumlarını göstermiştir. Bu bölümde, literatürde bulunan ve komplo teorileri ve sahte haberler üzerinde yapılan çalışmaları ele alarak değinilmiştir.

Mehmet Bozuyula (2022) çalışmasında “*Bert modelinin doğruluk açısından olağanüstü bir tespit ürettiğini göstermiş çift yönlü kodlayıcı gösterimlerin sahte haber tespitinde %98.50 olduğu üzerine sonuç çıkarmıştır.*” bu modelin yöntem olarak doğru ve etkili sonuçlar ürettiğini belirtmiştir. Özetle çalışmada kullanılan model başarılı olmuştur.

Koru ve Uluyol (2023) yapmış olduğu araştırmalar neticesinde “Bert modelinin veri setinde metni çift taraflı incelediği ve kelimenin sağında ve solundaki kelimelerle yakınlığını iyi kavrayabildiğini 0,954 ile başarılı olduğunu” belirtmiştir.

Tan ve Bakır (2024) yılında yapmış oldukları araştırmada “LSTM modellerinin uzun vadede başarılı olsa da özellikle uzun dizelerde verimsiz olduğu ve performans kaybı yaşandığını belirtmiştir. Bu sebeple LSTM’nin sıralı işlem gücü ile BERT bağlamını iyi yakalayan self attention mekanizmasının birleşmesi ile ortak bir model oluşturulmasını önermiştir. Bu modelin sahte haber tespitleri üzerinde başarı

sağladığına değinilmiştir. BERT 'in performansın %97 sini koruduğu gözlemlendiği “ belirtilmiştir.

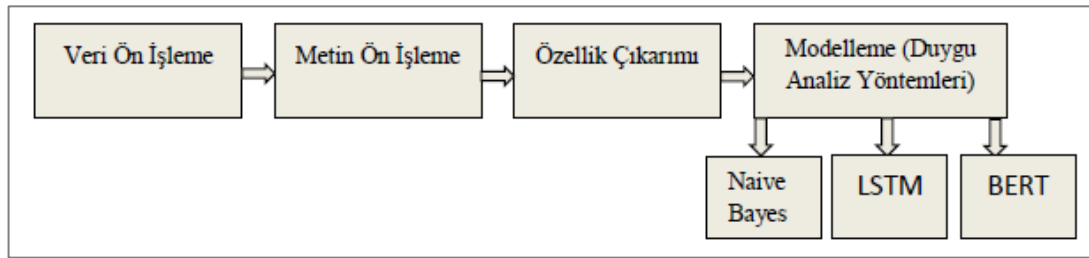
Taşkın vd.(2021) çalışmasında naive bayes ile sahte haber tespiti uyguladıklarını belirtmiş. Etiketlere göre yaptıkları çalışmada 0,75 doğruluk tespit ettiği ve 3 farklı algoritma kullanıldığını ve sonuçları üzerinde LSTM algoritmasının F1-metriğini 0,90 verdiğini gözlemlemiştir.

Nakamura vd. (2023) çalışmasında belirttiği “metin tabanlı sahte haberleri tespit etmek için BERT modelini uyguladıklarını ve görsel tabanlı sahte haber tespitleri içinde ResNet tekniğini kullandıklarını belirttiler. BERT ve ResNet tabanlı modelin doğruluğun, metin kullanan modellere göre sahte haber tespitinde daha iyi sonuç verdiğini” belirtmiştir (Akt. Hamed, Aziz & Yaakub, 2023).

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Yöntem

Sosyal medya platformlarında paylaşılan metinler ve içerikler üzerinde duygu analizi yöntemleri uygulanacaktır. Asılsız ve doğruluğu olmayan paylaşımların kullanıcılar üzerinde etkilerini duygu durum analizleri teknikleri kullanılarak incelenmektedir. Duygu durumları metinler üzerinde etiketleme yapılarak pozitif, negatif ve nötr seviyeleri ile ölçülmektedir. Kullanılacak veri setleri Twitter platform verileri incelenerek çeşitliliği üzerine duygusal analizleri incelenmiştir. Veri analizi doğal dil işleme (NLP) yöntemleri kullanılarak, İki yönlü Kodlayıcı (BERT), Uzun kısa süreli bellek(LSTM) yöntemleri kullanılacaktır. Model üzerinde verilerin etiketlenerek ve veri ön işleme süreçlerinden geçerek naive bayes ile eğitilip duygu tahminleri yapılması sağlanacaktır. Bu algoritma, özellikle doğal dil işleme (NLP) alanında, metinlerin çeşitli kategorilere sınıflandırılması görevlerinde yüksek doğruluk oranlarıyla başarılı sonuçlar elde etmektedir. Metin verileriyle çalışılan doğal dil işleme (NLP) probleminde doğru tahmin yapan başarılı olan bir sınıflandırma algoritması olmuştur. Her bir kelime arasında inceleme yapılarak verimli bir çalışma sağlamaktadır. Analiz süreçleri aşağıdaki şekilde çalışılarak modellerin analizleri yapılmıştır.



Şekil 3.1. Duygu analiz akışı

3.1.1. Veri ön işleme

Sosyal medya platformlarında paylaşılan verilerin metinler üzerinde duygu analizi yöntemleri yapılarak incelenen veri seti kullanılmıştır. 3 sınıflı ayrılan veri seti duyu etiketleri olarak pozitif, negatif ve nötr olarak istatistikleri incelenmiştir. İlk olarak veride bulunan eksik alanların kontrolü sağlanmış daha sonra sütun isimleri standart

bir hale getirilmiştir. Duygu analiz etiketlerinin dağılımı incelenerek verinin tutarsızlıkları gözlemlenmiştir.

3.1.2. Metin ön işleme

Doğal dil işleme (NLP) aşamalarında en temel aşama sürecindeki metin temizleme işlemleri yapılmıştır. Bu süreçte

- Tüm metinler küçük harfe dönüştürülmüştür.
- Sayılar, noktalama işaretleri, özel karakterler çıkarılmıştır.
- Durak kelimeleri(stopwords) kaldırılmıştır.

Bu işlemleri re ve nltk kütüphanelerini kullanarak yapmış olup temizlenen alanlar için yeni bir sütun olarak temizlenen_text eklenmiştir.

3.1.3. Özellik çıkarımı (TF-IDF vektörizasyonu)

Veri madenciliği ve doğal dil işleme de metinlerin doğrudan kullanılması mümkün değildir. Ham metinler sayısal veri olmadan düzensiz yapıdadır. Bu sebepten dolayı modellerin işlenerek kullanılabilmesi için özelliklere dönüşmesi gerekmektedir. Metinler sayısal verilere dönüştürülmüştür. TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) kullanılmıştır. Vektörleşme ile sayısal hale gelmiş ve sınıflandırma modellerinde girdi olabilmıştır. Metin uzunlukluları farklılık yaratmasından dolayı uzunluğu 5000 olarak belirlenmiştir. Kelimelerin önemini baz alarak anlamlı olan bir vektör oluşturulmuş ve Maksimum uzunluğu 5000 ile sınırlı TfidfVectorizer nesnesi ile eğitim veri kümeleri haline getirilmiştir. Sonuç olarak metinler yapısal bir hale getirilmiş sınıflandırma için uygun formata dönüştürülmüştür. Bu sebeplerden Özellik çıkarımı duyguların analizinde önemli bir rol almaktadır.

3.1.4. Naive Bayes sınıflandırması ile duygu analizi

Naive Bayes teoremi bir sınıflandırma yöntemidir. Metin madenciliğinde duygu analizi gibi alanlarda sık kullanılan bir modeldir. TF-IDF ile dönüştürülmüş metinler (verilerin matematiksel olarak sayısal değerlere dönüştürülmesi sonrasında) Naive Bayes algoritması kullanılarak sınıflandırılmıştır. Naive bayes metin madenciliğinde başarılı sonuçlar alınan bir olasılık sınıflandırılması algoritması olmuştur. Model, eğitim verilerinden eğitilerek hem eğitim hem de doğrulama verileri üzerinde test edilmesi sağlanmıştır. Eğitim doğruluğu (Accuracy) ve Doğrulama (Accuracy)

doğruluk oranları belirlenmiştir. Doğrulama verisinde precision, recall ve f1-score sınıflandırma raporu çıkarılmıştır.

3.1.5. LSTM ile duygu analizi (Ek Model)

LSTM modeli sıralı metinlerde çalışılması tercih edilen yapay sinir ağı modelidir. Bu model verilerin uzunluğuna bağlı olarak unutma gibi durumlar yaşayabilmektedir. Metin sınıflandırma, duygu analizi, çeviri gibi alanlarda LSTM kullanılır. Çalışma kapsamında ek olarak klasik öğrenme yöntemleri ile derin öğrenme tabanlı LSTM(Long Short-Term Memory) modeli uygulanmıştır. Tokenizer kullanılarak kelimeleri sayısal dizilere dönüştürüp bu diziler pad_sequences ile sabit uzunluk olması sağlanmıştır. Etiketler LabelEncoder ile sayısal bir form haline çevrilmiştir. Mimari Embedding katmanı, LSTM katmanı ve Dense (Çıktı) katmanı olarak 3 katmandan oluşmaktadır. Model eğitiminde tensorflow kullanılmıştır.

3.1.6. BERT modeli

BERT (Bidirectional Encode Representations from Transformers), doğal dil işleme de kullanılan bir modeldir. Metinleri soldan sağa, sağdan sola eş zamanlı olarak okuyan ve yapıdadır. Bu çalışma kapsamında BERT Modeli üç temel etiketi analiz eder. Veriler ön işlemeden geçtikten sonra işlenmiştir. Modelin eğitimi F1 Score değerlerini etiket değerlerini gözlemlemiştir. BERT modelinin çalışmada yapılan diğer modellere göre daha çok başarı gösterdiği görülmüştür.

3.2. Uygulamanın Çalışmanın Süreçleri ve İşleyişi

Doğal dil işleme (NLP) metin sınıflandırma da problem çözme amaçlı sistematik olarak bir çalışma uygulamaktadır. Süreç akışı, verinin toplanması adımı ile başlayıp çeşitli analiz ve modelleri içermektedir. Elde edilen sonuçların değerlendirilmesi ve karşılaştırılması ile tamamlanmaktadır. Her adım model performansını doğrudan etkileyen aşamaları barındırmaktadır ve birbirini tamamlayan bir yapı ile incelenmektedir. Süreçte 3 model üzerinde değerlendirmeler yapılmaktadır. Naive bayes, LSTM ve BERT modelleri ile değerlendirilmektedir. Süreç Mimarisi Verilerin Toplanması ile başlayıp metin verileri alınarak ilk aşamada değerlendirilmektedir. Verilerin ön işleme katmanında noktalama ve özel karakterlerin kaldırılması, durak kelimelerin ve gereksiz kelimelerin çıkarılarak vb. süreçlerden geçirilerek işlenmektedir. İlgili süreçle analizi yapıp özellik çıkarımı (TF-IDF vektörleri)

işlemleri yapılır. Süreci takiben Modelleme aşaması sonrasında ise değerlendirme ve karşılaştırma işlemleri yapılarak model uygunlukları belirlenerek sistemin mimarisi oluşmaktadır.

İlk olarak çalışmanın başarısı büyük ölçüde kullanılan veriye bağlı olmakla birlikte verinin kalitesi ve uygun kaynaklardan veri toplama işlemleri ile gerçekleşmiştir. Veriler hedef duruma uygun olarak seçilmiş ve sonraki süreçlere hazır hale getirilmiştir. Sırasıyla gelen veri ön işleme adımı metinlerin temizlenerek normalizasyon, sayısal terimlere dönüştürülmesi üzerine işlemler gerçekleştirilmiştir. Veri analiz aşaması, özellik çıkarımı gibi sırasıyla takibi gerçekleşen aşamalardan geçerek uygun model önerilmiştir. Tüm adımlar çalışmanın sistematik bir şekilde şeffaf ve uygun veri ilişkilendirilmesiyle yürütülerek elde edilen sonuçlarının güvenilirliğini arttırmaktadır. İzlenen adımlar aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.



Şekil 3.2. Çalışmada uygulanan süreçler.

3.2.1. Verilerin elde edilmesi

Çalışmada temin edilen veri seti kaggle ortamı üzerinden örnek veri seti olarak alınmıştır. Dolayısıyla Sosyal medya platformlarından (örneğin, Twitter yorumları, etkileşimleri) alınan paylaşımlar üzerinden elde edilen veriler kullanılacaktır. Veri, kullanıcıların yazılı içeriklerinden hareketle duygu durumlarını analiz etmek amacıyla

toplanmıştır. İncelenecek verilerde yer alan yapı, metin içeriği sunmaktadır. Bu tür veriler, kullanıcıların anlık duygusal tepkilerini yansıttığı için duygu analizi (sentiment analysis) yapılmasına olanak tanımaktadır. Veri seti, metinler temel alınarak incelenmiş ve içeriklere göre POZİTİF, NEGATİF ve NÖTR etiketleriyle sınıflandırılmıştır. Veriler .csv formatı ile ham veri olarak tutulmaktadır.

3.2.2. Veri ön işleme

Veriler elde edildikten sonra veriler üzerinde ilk olarak temizleme işlemi aşaması yapılmaktadır. Öncelikle eksik verilerin tespiti sağlanarak başlanılır. Eksik verilerin tespit edilmesinin ardından silinme durumu varsa silinir. Ortalama gibi yöntemlerle doldurulabilir. Veri yapısında önemli etken olan veriler tespit edilir ve gerekli görülmesi durumunda çıkarılır. Tekrarlanan kayıtlar silinir varsa tutarsızlıklar giderilir. Çalışmanın bu aşamasında gereksiz karakterlerin, boşlukların temizlenmesi anahtar kelime içermeyen (duygu analizi içermeyen kelimeler) metinlerin çıkarılması sağlanacaktır. Daha sonrasında metinler tokenizasyon ile metinlerin kelime kelime ayrıştırılması sağlanacaktır. Sonraki aşamamız ise anlamsız kelimelerin (ve,şu,bu vs.) çıkarılması yapılacaktır.

3.2.3. Yöntemlerinin kullanılması

Veri ön işleme işlemleri tamamlandıktan sonra ise Doğal Dil İşleme (NLP) tekniklerine göre analiz yöntemleri uygulanmıştır. Metinlerdeki gereksiz karakterler temizlenerek, noktalama işaretleri kaldırılarak ve durak kelimelerin elenmesi işlemleri ilk olarak yapılmaktadır. Bayes Teoremi, belirli bir duygunun olasılığını hesaplamak için geçmiş verilerden elde edilen istatistiksel bilgileri kullanarak, metinlerin içeriğine göre duygusal sınıflandırma yapmaktadır. Naive Bayes Algoritması ise, her bir metin üzerinde, her bir duygunun belirli bir olasılık değeri ile ilişkilendirilmesini sağlayarak, sınıflandırmayı gerçekleştirecektir.

Verinin ham hali, doğrudan analiz için genellikle uygun olmayabilir; bu nedenle, en önemli ve ilk aşama olan veriyi analiz öncesinde ön işleme ve temizleme adımlarıyla kontrol edilmiştir. Gereksiz veya fazlalık olan karakterlerin temizlenmesi, emoji ve kullanıcılara ait url, isim gibi özel bilgilerin kaldırılması, tekrarlanan verilerin tespit edilerek indirgenmesi, verilerin küçük harflere dönüştürülerek temizleme işlemleri yapılmaktadır. Temizleme sürecinde eksik veriler tespit edilip giderildi. Eksik alanların olması durumuna bağlı kontroller yapılarak anlamlı sonuçlar vermesi için

silinerek tahminler yapılmıştır. Ardından Tokenizasyon kullanılarak metinleri kelime olarak ayırma işlemleri yapılmıştır. Veri etiketleme sürecinde kelimelerin bağlamsal lığını bozmadan anlamlandırılmaları dikkate alınarak BERT modelleri kullanılmaktadır. Bu işlemi duygu türlerinde pozitif, negatif ve nötr durumlarını doğru şekilde belirlenmesi sağlanmıştır. Verilerin dönüştürülmesi sayısal değerlere dönüştürülerek (vektörleşme) incelenmiştir. Bu aşamada dolayısıyla vektörleşme yöntemleri kullanılmıştır. Kelimelerin önem düzeylerini dikkate alan TF-IDF tekniği ile metinler sayısal vektöre dönüştürülmüştür. Doğal Dil İşleme (NLP) süreci, anlamsız kelimelerin çıkarılmasını sağlanmıştır. Bu adım, verinin anlamlı özellikler öğrenebilmesi için gerçekleştirilmiştir. Veri dönüşümü sürecinde ise, veriler matris formatına dönüştürülerek gerekli teknikler uygulanmıştır. Sınıflandırma aşamasında Naive Bayes teoremi yardımı ile temel alınarak hesaplama yapılmıştır. Geçmiş verilere bağlı olarak gelecek veri sınıflandırmalarının tahmini kontrol edilmiştir. Veriler eğitilerek bir doğrulama işlemi yapıldı ve testleri gerçekleştirilmiştir. Böylelikle verilerden öğrenme yapılarak doğrulanması ve çıkan sonuçlara bağlı testlerin yapılması sağlanmıştır.

Veri seti yapısı içeriği:

TEXT(METIN): Girilen metin verisi

LABEL (DUYGU DURUMU) : Metinlerin analizine bağlı etiket.

- Pozitif (Olumlu): İçeriği genellikle olumlu duygular barındıran metinler.
- Negatif (Olumsuz): İçeriği genellikle olumsuz duygular taşıyan metinler.
- Nötr (Tarafsız): Duygusal bir içerik taşımayan veya herhangi bir yönde duygusal ifade içermeyen metinler.

Analiz, metinlerin bu üç kategoriye ayrılmasıyla tamamlanacak ve her bir metin için hangi duygusal tonun baskın olduğu belirlenecektir. Sonuç olarak, sosyal medya platformlarındaki komplo teorisi içeriklerinin duygusal yansımaları daha iyi anlaşılacak ve kullanıcıların bu içeriklere olan duygu tepkileri hakkında derinlemesine bir analiz yapılacaktır.

3.2.3.1. Hesaplama süreci

1. Özniteliklerin Olasılıkları: Her kelimenin belirli bir sınıf altında görülme olasılıkları hesaplanarak çıkarılır. Örneğin, "kötü" kelimesi, "negatif" sınıfında kaç kez geçtiyse, o sınıf altında kelimenin olasılığı o kadar yüksek olur.

2. Sınıf Olasılıkları: Her sınıfın (etiketlerin) genel olasılıkları hesaplanır. Yani, eğitim veri setindeki her sınıfın sıklığına bakılır. Pozitif sınıfın tüm veriye oranı, negatif sınıfın tüm veriye oranı gibi hesaplamalardır.
3. En Yüksek Posterior Olasılık: Test verisinde yeni bir metin geldiğinde, bu metindeki kelimelerin her birinin olasılıkları hesaplanır.

3.2.3.2. Çalışma ortamı

Python programlama dili kullanılarak çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Model ve veri işleme süreçlerinde Python kütüphaneleri olarak pandas, scikit-learn, TensorFlow, transformers kullanılmıştır. Windows işletim sistemi ve python 3.10 sürümü ile çalışma yapılmıştır. Geliştirme ortamı olarak Visual Studio Code (VS Code) ve Sanal ortam olarak Anaconda kullanılmıştır.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.text import Tokenizer
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences
from sklearn.model_selection import train_test_split

# CSV dosyasını oku
df = pd.read_csv(
```

Şekil 3.3. Kullanılan kütüphaneler.

3.2.3.3. Veri toplama & veri ön işleme

Sürecin ilk aşaması olan veri toplama sosyal medya platformlarındaki (örneğin, Twitter, Facebook) çeşitli komplo teorilerini içeren metinlerin olduğu veri seti (Kaggle ortamından alınan veri seti) kullanılmıştır. Veri setinde kullanılan metinler, sosyal medya ortamlarında paylaşılan içeriklerden seçilmiştir. Veri toplama süreci, anahtar kelimeler ve etiketler aracılığıyla komplo teorilerini içeren metinlerin toplanmasını sağlamıştır. Bu veriler, çalışma kapsamındaki analizler için gerekli olan temel veri setini oluşturmuştur.

Toplanan veriler, doğal dil işleme (NLP) teknikleriyle işlenmiştir. Bu aşamada, metinlerdeki gereksiz boşluklar, özel karakterler ve anlam taşımayan ifadeler temizlenmiştir. Ayrıca, dildeki anlamlı birimlerin doğruluğunun analiz edilebilmesi için kelime köklerine indirgeme (lemmatization) ve durak kelimelerinin (stop words) kaldırılması gibi işlemler yapılmıştır. Veri ön işleme süreci, doğru ve tutarlı bir analiz için kritik bir aşama olup, modelin doğruluğunu etkileyen önemli bir adımdır.

```

# Boş veya eksik değerleri kaldır
df.dropna(subset=['text', 'sentiment'], inplace=True)

# Etiketleri dönüştürmek için harita
label_mapping = {
    'positive': 1,
    'negative': 0,
    'neutral': 2
}

# Etiketleri filtrele ve dönüştür
filtered_texts = []
filtered_labels = []

for text, label in zip(df['text'], df['sentiment']):
    label_clean = str(label).lower().strip()
    if label_clean in label_mapping:
        filtered_texts.append(str(text))
        filtered_labels.append(label_mapping[label_clean])

```

Şekil 3.4. Etiket işlemleri.

3.2.3.4. Modelleme ve sınıflandırma

Veri ön işleme tamamlandıktan sonra, Naive Bayes, BERT ve LSTM kullanılarak metin sınıflandırması yapılmıştır. Bu süreç, metinlerin pozitif, negatif ve nötr olarak etiketlenmesini içermektedir. Her bir metin, duygusal tonlarına göre bir kategoriye atanmıştır.

```

# Modeli tanımla
model = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.Embedding(input_dim=max_words, output_dim=100, input_length=max_length),
    tf.keras.layers.GlobalAveragePooling1D(),
    tf.keras.layers.Dense(64, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(3, activation='softmax') # 3 sınıf için softmax
])

```

Şekil 3.5. Model tanımlama.

3.2.3.5. Naive Bayes modeli

Naive bayes modeli bir durumun hangi duygu durumuna ait olduğunu tahmin etmek için kullanılmıştır. Çalışma da Model, Bayes Teoremi kullanarak her bir metnin duygusal içeriğine ilişkin olasılık hesaplamalarını yapmıştır. Çalışmada kullanılan Naive Bayes sınıflandırma modeli, metin verilerinin hızlı ve doğru bir şekilde sınıflandırılmasını sağlamıştır.

Naive Bayes algoritması, verilen bir gözlem için en olası sınıfı (etiketi) tahmin etmek için kullanılır. Naive bayes modeli aşağıdaki şekilde tanımlanabilir:

$$P(C_k|X) = (P(X) \times P(X|C_k)) / P(C_k)$$

Burada:

- $P(C_k|X)P(C_k | X)P(C_k|X)$: Sınıfın (etiket), XXX özellikleri (kelimeler) verildiğinde, en olası olasılığdır. Yani, XXX özelliklerine sahip bir gözlemin C_k sınıfına ait olma olasılığı.
- $P(X|C_k)P(X | C_k)P(X|C_k)$: Verilen sınıf C_k için, gözlemin XXX özelliklerini gözlemlene olasılığıdır.
- $P(C_k)P(C_k)P(C_k)$: Sınıfın genel olasılığıdır. (Pozitif ya da negatif sınıfın metinlerdeki olasılığı.)
- $P(X)P(X)P(X)$: Gözlemin XXX özelliklerini görme olasılığıdır.

Kesinlik (Precision): Kesinlik modelin yaptığı doğru tahminlerin tüm pozitif tahminlere oranlı alınarak hesaplanmasıdır. Modelin pozitif dediği örneklerin kaç tanesinin pozitif olduğunu vurgular.

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{True Positives (TP)} + \text{False Positives (FP)}} \quad (3.1)$$

Duyarlılık (Recall): Modelin gerçek pozitif verileri ne kadar iyi analiz ettiğini gösteren parametredir.

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives (TP)}}{\text{True Positives (TP)} + \text{False Negatives (FN)}} \quad (3.2)$$

F1-Score: Precision ve recall değerlerinin harmonik ortalamasıdır. 0 ile 1 arasında bir değerdir ve 1 e yakın olması modelin doğruluğunun iyi olması anlamına gelir.

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3.3)$$

Tablo 3.1. Naive Bayes sonuçları.

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Destek (Support)
Negatif	0,69	0,82	0,75	4509
Nötr	0,75	0,53	0,62	3664
Pozitif	0,71	0,74	0,72	4166
Naive Bayes Genel Doğruluk				0,707

Model çalışmasında doğruluk oranı %70,7 olarak sonuçlanmıştır. Bu oran, genellikle metinlerin sınıflandırılması için bir başarı olarak kabul edilebilir. Fakat her sınıfın performansı farklılıklar göstermektedir.

- Negatif Sınıf

Precision(Kesinlik): 0,69, Recall (Duyarlılık):0,82, F1-Score:0,75, Destek (Support): 4509

Negatif sınıf için recall değeri %82 olarak negatif örnekleri doğru sınıflandırmaktadır. Kesinlik değeri diğer oranlara göre biraz düşüktür. Bu modelin bazen yanlış pozitifler vereceğini bize göstermektedir.

- Nötr Sınıf

Precision (Kesinlik): 0,75, Recall (Duyarlılık): 0,53, F1-Score:0,62, Destek (Support): 3664

Nötr sınıf precision açısından iyi bir performans göstermektedir. Recall değeri düşük alınmıştır. Bu model nötr sınıfı doğru tespit etme oranının beklenenden düşük olduğunu ve nötr örneklerin çoğunun doğru sınıflandırıldığı görülmektedir.

- Pozitif Sınıfı

Precision (Kesinlik): 0,71, Recall (Duyarlılık):0,74, F1-Score:0,72, Destek (Support): 4166

Pozitif sınıf precision ve recall değerleri yakınlığı ile hem doğruluğu tespit etmede hem de sınıflandırmada başarılı bir sonuç göstermektedir.

Naive bayes modeli metin sınıflandırma için iyi bir başlangıç olabilir. Modelin negatif ve pozitif değerleri nötr sınıfa göre daha güçlü sonuçlar vermektedir. Nötr sınıfta tespit

konusunda (metinlerde belirsiz duygu ifadeleri) pozitif ve negatif gibi doğruluğu az olan sonuçlar verebilmektedir. Naive bayes karmaşıklık konusunda az karmaşık olup hızlıdır. Belirsizlikleri çok dikkate almadığı görülmüştür. Nötr durumlarda performans sorunu yaratabilir. Karmaşık ilişkilerde öğrenmesi zor olup bağımsız durumlar gerçekliği doğru tahmin etme konusunda yüksek değildir.

3.2.3.6. LSTM modeli

LSTM (Long Short – Term Memory) modeli duygu analizinde öğrenme süresi boyunca doğru oranı %33 olarak kalmıştır. Bu sonucun LSTM modelinin yeterli eğitilemediğini ve daha fazla optimizasyona ihtiyaç duyduğunu göstermektedir. Model gelişimi pek gösterememiştir ve iyileştirme yapılması gerekmektedir. Modelin doğruluk oranı sabit olduğu için eğitim verisinde bilgi öğrenememesi sebebi olabilir. Kayıp değerleri yüksek olmasından dolayı iyi öğrenmediği ve veriyle uyumsuzluğu olabilir. LSTM modeli duygu analizinde diğer modellere oranla düşük sonuçlar vermiştir.

Tablo 3.2. LSTM modeli.

Epoch	Doğruluk (Accuracy)	Kayıp (Loss)
1	0,3296	1,0996
2	0,3376	1,0985
3	0,3294	1,0993
4	0,3186	1,0996
5	0,3654	1,0967

3.2.3.7. BERT modeli

Derin öğrenme ve doğal dil işleme (NLP) alanlarında önemli bir model haline gelen BERT modelin eğitimi sonucunda doğrulama verisi üzerinde %80,3 doğruluk elde edilmiştir. BERT tabanlı duygu analizi ile doğruluk açısından başarılı bir durum sergilemiştir. Model detaylı incelendiğinde pozitif F1-skorunun 0,84 ile en yüksek seviyede olduğu bulunmuştur. Modelin olumlu ifadeleri yüksek sınıflandırabildiği görülmektedir. Negatif sınıf 0,79 F1-skoru ile 0,83 recall değeri modelin olumsuz

duyguları tespiti konusunda başarısını göstermektedir. Nötr durumda ise precision değerinin 0,82 olmasına karşı recall değeri 0,76 olması modelin bazı nötr durumlarda diğer sınıflarla karşılaştırma durumu olduğu görülmektedir. BERT Çift yönlü(bidirectional) mimarisi ile model kelimenin öncesi ile değil sağa veya sağdan sola metinleri okurken iki yönde kelimelerle ilişkilerini anlamayı iyileştirir. Her kelimenin metindeki diğer kelimelerle ilişkilerini analiz etmektedir. Bu durum duygu analizi bağlılığını yaparak görevleri üstlenirken başarı sağlamaktadır. Dolayısıyla süreçte Metinlerin öğrenilmesi için duygu analizi gereken yerlerde başarılı sonuçlar vermektedir. Model belirli görevler için özelleştirilerek fine tuning yapılır. Metin sınıflandırma, soru cevap sistemlerinde kullanılan BERT modeli veri setimizi kullanarak analiz edildiğinde oldukça başarılı sonuçlar vermektedir.

Tablo 3.3. Bert modeli.

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Destek (Support)
Negatif	0,76	0,83	0,79	4509
Nötr	0,82	0,76	0,79	3664
Pozitif	0,81	0,88	0,84	4166
Bert Model Genel Doğruluk				0,803

Tablo 3.4. Modellerin karşılaştırılması.

Model	Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Destek (Support)
Naive Bayes	Negatif	0,69	0,82	0,75	4509
	Nötr	0,75	0,53	0,62	3664
	Pozitif	0,71	0,74	0,72	416
Genel				0,707	
LSTM	-	-	-	-	-
Genel				0,365	(en iyi epoch)
BERT	Negatif	0,76	0,83	0,79	4509
	Nötr	0,82	0,76	0,79	3664
	Pozitif	0,81	0,88	0,84	416
Genel				0,803	

Naive Bayes:

- Negatif sınıf için en yüksek performans görülmektedir.
- Nötr sınıf için performans düşmektedir. (F1:0,62) modelin sınıf ayrımı yaparken zorlandığı görülmektedir.
- Genel Doğruluk: %70,7 hızlı bir model için ortalamadır.

LSTM:

- Eğitim sonuçlarına göre model yeterince öğrenememiştir. (Accuracy %36,5)
- Veri ön işleme model yapısına göre iyileştirilmeli veya parametreler iyileştirilmelidir.

BERT:

- Tüm sınıflarda yüksek performans göstermektedir.
- Pozitif sınıf en yüksek F1-Score: 0,84 görülmüştür.

- Genel doğruluk %80,3 ile en iyi modeldir.
- Derin öğrenme tabanlı ve dil modeline göre en uygun modeldir.

Doğrulama ve Sonuçların Değerlendirilmesi:

Modelin doğruluğu, eğitim ve test veri setleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Eğitim veri seti, modelin parametrelerini öğrenmesi için kullanılırken, test veri seti, modelin gerçek dünya verileriyle ne kadar doğru sonuçlar ürettiğini ölçmek için kullanılmıştır. Doğruluk oranları, precision, recall ve F1 skoru gibi çeşitli metriklerle değerlendirilmiş ve modelin performansı ölçülmüştür. Modeller arasında en yüksek doğruluğu ve dengeli bir şekilde performansı BERT modeli göstermiştir. Naive bayes modeli basit yapıya göre makul sonuç vermiştir. Daha hafif projeler için tercih edilebilir bir model olabilir. LSTM modeli başarılı bir sonuç gösterememiş olup model iyileştirilmeli veya teknik parametreler değiştirilerek kontrol edilebilir.

Sonuçlar, komplo teorilerinin duygusal tonlarının sosyal medyada nasıl yayıldığına dair derinlemesine bir anlayış sunmuş ve kullanıcıların içeriklere verdikleri duygusal tepkilerin toplumsal etkilerine ışık tutmuştur. Ayrıca, kullanılan modelin doğruluğu ve güvenilirliği, yapılan deneysel çalışmalara dayalı olarak başarıyla doğrulanmıştır.

Modelin başarımını değerlendirmek için test seti üzerinde çeşitli metrikler kullanılmaktadır.

Araştırma deseni, bir araştırma sürecinin nasıl ilerlediğini gösteren yapıdır. Kullanılan yöntemleri, verilerin nasıl toplandığını ve işlendiği üzerine süreci belirlemektedir.

En çok kullanılan 2 desen ise şu şekildedir.

Betimsel Araştırma Deseni:

Olayı, kişileri, nesneleri vb. durumları tanımlayıp açıklayan desendir. Değişkenler üzerinde kontrol olmayıp mevcut durumun betimlemesi yapılmaktadır. Sadece gözlem yapılarak müdahale de bulunulmayan desendir. Genellikle içeriklerin analizi gibi durumlarda veri toplanan yöntemlerdir. Sosyal medya kullanıcıların korku durumunda gösterdiği güven duygusu nedir araştırmasında var olan verilerden yapılan bir araştırma desendir.

Deneysel Araştırma Deseni:

Değişkenler arasında neden sonuç ilişkisine bağlanan durumlarda kontrollü ve müdahale edilebilen araştırmalardır. Araştırmacı değişken üzerinde kontrole sahiptir

ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerinde etkisini incelemektedir. Araştırmacı bağımsız değişkenin değişmesini sağlayarak etkisini inceleyebilir. Bu durumlar genelde laboratuvar ortamlarında yapılır.

Var olan metin verileri kullanılarak komplo teorilerinin içerdiği duygusal tonların analiz edilmesini amaçlamaktadır. Araştırma kapsamında herhangi bir deneysel müdahale yapılmamıştır.

Araştırma Deseni:

Bu çalışma, sosyal medya platformlarında yayılan komplo teorilerinin kullanıcılar üzerinde yarattığı duygusal etkilerin (korku, şüphe, güvensizlik) analizine yönelik olarak betimsel ve ilişkisel araştırma deseninde yapılandırılmıştır. Araştırmada herhangi bir deneysel müdahale bulunmamakta ve kamuya açık veriler üzerinde mevcut duygusal eğilimler doğal dil işleme(NLP) teknikleri ile analiz edilmektedir. Bu bağlamda, duygu analizine dayalı bulgular tanımlayıcı istatistiksel yöntemlerle desteklenmiş ve sınıflandırma algoritmaları ile yorumlanmıştır. Mevcut verilerin özelliklerine bağlı olarak ilişkilerini incelemek, genel bir sonuç çıkararak değerlendirmek amacıyla bir yaklaşım yapılmıştır.

Veri setinin Dil'i İngilizce olup 2017-2024 yılları arasındaki çeşitli platform (Twitter, Facebook, Instagram) üzerindeki veriler alınarak incelenmiştir. Kaggle üzerinde veri seti alınmış olup csv formatı ile python üzerinden alınarak temizleme işlemleri yapılarak çalışılmıştır. Bu çalışmada Naive Bayes, LSTM VE BERT modellerin tercih edilmesinin sebebi önce yapılan çalışmalarla birlikte modellerin mevcut çalışmam için metin verilerinde kullanılması uygun olan model olması sebebiyle tercih edilmiştir.

3.3. Etik Onay ve Verinin Kullanılması

Kullanılan veri seti etik durumlar ve verilere erişim dikkate alınarak herkese açık ve araştırma amaçlı kullanıma sunulmuş bir platformdan (Kaggle) anonim olarak temin edilmiştir. Herhangi bir kişisel veri içermemektedir. Bu nedenle etik kurul iznine gerek duyulmamıştır. Bu tercih ise güvenilir kaynakların verilerini önce temizleyerek ve etiketlenmiş verileri kullanarak güvenilirliği sağlamak adına tercih edilmiştir. Veri seti yalnızca metin ön işleme, özellik çıkarımı, sınıflandırma gibi yöntemlerin uygulanması amacıyla kullanılmıştır. Araştırma sürecinde bir bireyden doğrudan bilgi toplanmamış olup dijital medya okuryazarlarının etkileşimleri deneysel bir süreçte yer

almamıştır. Çalışma adımları bilimsel etik ilkelerine bağılı olarak veri kullanımına uygun şekilde yöntemlerle takip edilmiştir. Araştırmanın şeffaf bir şekilde yapılmasına özen gösterilmiştir.



4. BULGULAR VE TARTIŞMA

4.1. Çalışmanın Duygu Analizlerinin İncelenmesi

Veri analiz çalışmaları, veri setlerinin formatı, parametreleri ve analiz edilecek girdilerin içeriği gibi çeşitli faktörlere bağlı olarak şekillenmektedir. Bu durumu ele alırken belirli bir süreç sırasıyla adım adım incelenmektedir. Bu çalışma da, sosyal medya platformlarından elde edilen metin verileri üzerinde korku, endişe ve güvensizlik gibi duygusal tepkilerin analizine yönelik bir dizi aşamalar izlenecektir. Bu aşamalar, verilerin toplanmasından başlanıp, ön işleme süreçleriyle devam ederek duygu çıkarımına kadar uzanan kapsamlı bir metodolojik süreci kapsamaktadır. Sosyal medyada yayılan komplo teorilerinin duygusal analizini yapmak için Doğal Dil İşleme (NLP) teknikleri kullanılmıştır.

İlk adım olarak, analiz için seçilen örnek veri setleri üzerinde veri ön işleme işlemleri gerçekleştirilmiştir. Bu işlem, gereksiz boşlukların, özel karakterlerin ve dildeki anlamı taşımayan diğer öğelerin temizlenmesini sağlamıştır.

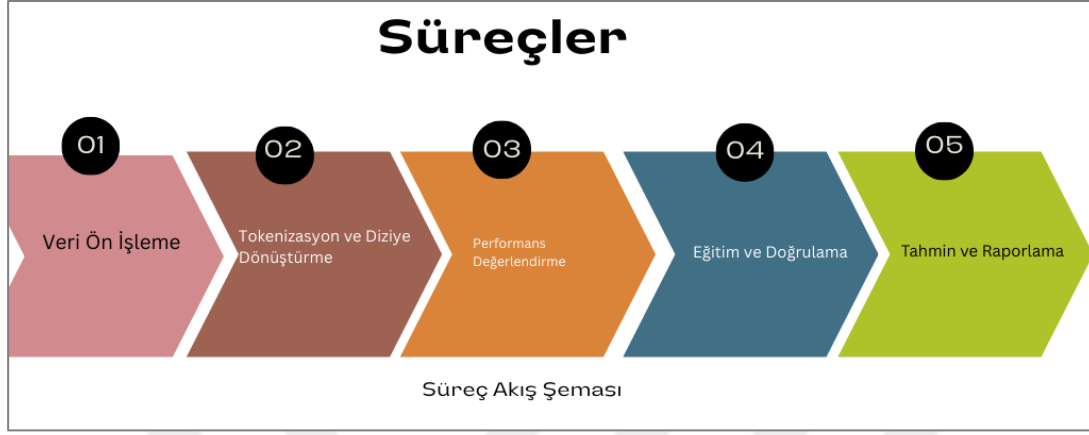
Veri temizliği, metinlerin analiz öncesinde uygun hale getirilmesi adına büyük önem taşımaktadır, çünkü doğru ve güvenilir analiz için verilerin doğru biçimde sunulması gerekmektedir. Aşağıda, her bir aşama detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

4.2. Deneysel Çalışmalar

Bu çalışmanın deneysel kısmında, sosyal medya platformlarından toplanan metin verileri üzerinden komplo teorilerinin duygusal analizine yönelik bir dizi deneysel işlem gerçekleştirilmiştir. Çalışma, Naive Bayes, LSTM, BERT algoritması ve duygu analizi tekniklerini kullanarak metinlerin sınıflandırılmasını hedeflemektedir. Sonuçlarının başarılı olup olmamasının kontrolünü F1-Score ile kontrol edilmiştir.

Denetimli yapay zekâ, etiketli eğitim seti kullanarak çıktı üreten öğrenme şeklidir. Eğitim verisindeki etiketlerin bilinmesi üzerine varsayım yaparak çalışmaktadır. Denetimli yapay zekâ algoritmalarında çalışma etiketli veri seti ile çalışmasını gerektirir ve bu durumu örnek modele dönüştürerek en az hata ile tahmin etmeye

çalışır” (Altunbey Özbay & Alataş, 2020). Özbay vd. belirttiği gibi denetimli yapay zekâ algoritmaları veri setine bağlı olarak incelenmektedir. Veri ne kadar temiz işlenmişse sonu çıktısı o kadar doğru, geliştirilen model ise doğru çalışıyor olduğunu gösterir. Deneysel çalışmalar, aşamalı süreçlerden oluşmaktadır.



Şekil 4.1. Süreçler.

4.3. Bulgular

Araştırma, sosyal medya platformlarında yayılan komplo teorilerinin duygusal içeriklerini ve bu içeriklerin toplumsal etkilerini anlamayı amaçlamaktadır. Yapılan duygu analizi, sosyal medya paylaşımlarının belirli duygusal tepkiler (korku, şüphe ve güvensizlik) üzerindeki etkilerini ortaya koymuştur. Bulgular şu şekilde özetlenebilir:

Veri seti, toplamda 12,339 sosyal medya üzerindeki etkileşim metinlerinden oluşmuş ve her bir metin, içerdiği duygusal tonlara göre etiketlenmiştir. Etiketler pozitif, nötr ve negatif olmak üzere üç ana kategoriye ayrılmıştır.

Tablo 4.1. Durumların analizleri.

Görselleştirme Türü	Açıklama	Önerilen Araç
Kelime Bulutu	Pozitif,Negatif,NötrDurumları Text Label Score ... POSITIVE 0,999890 ... NEGATIVE 0,998830	Sentiment analysis pipeline kullanılarak Python ile yapıldı.
Duygu Analizi	Kelimelere göre tarihlerdeki duygu sayısını çizerek eğilimleri görselleştirmeyi sağlar.	Transformers aracı ile DistilBERT modeli ile python ortamında pipeline kullanıldı.
Confusion Matrix	Modelin yanılma eğilimlerini görselleştirmektedir.	Scikit-learn

Aşağıda, veri seti içeriğine dair BERT modeline ait eğitim sonucunda %80,3 doğruluk elde edilmiştir. Çünkü BERT modeli kelimeleri sağ ve solu baz alınarak

değerlendiren bir model olup bütünlüğü sağlamaktadır. “BERT cümleleri sağdan sola ve soldan sağa inceleyerek transformer denilen ileri beslemeli sinir ağını oluşturur bu durum veriyi paralel ver seri şekilde işleyerek veri setinin yüksek başarı gösterdiği görülür.” (Cebeci,2020). Cebecinin bulgusundan görüldüğü gibi BERT modelinin bütünlük bağlamı açısından modellendiği için başarı oranı da yüksek olduğu araştırmalar kapsamında başarılı sonuç olarak belirtilmiştir.

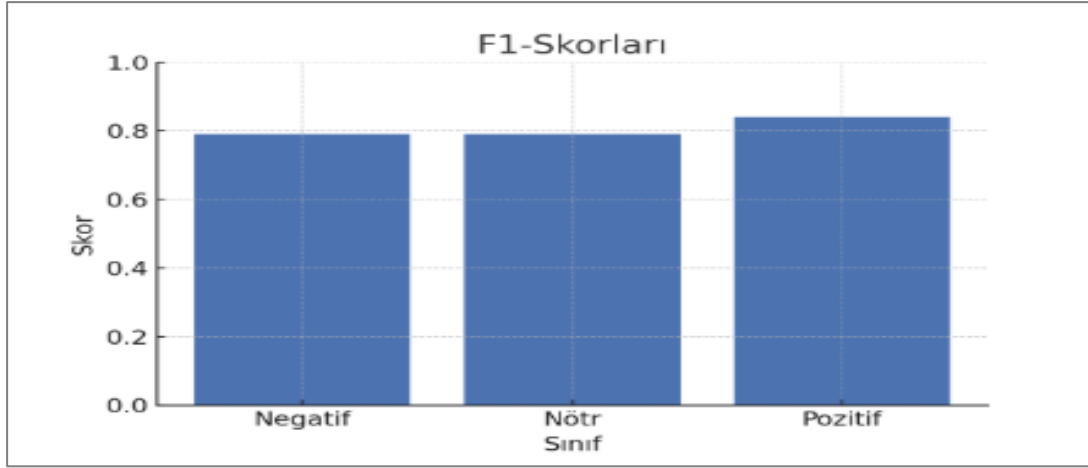
BERT tabanlı model duygu analizi sınıflandırma kapsamında değerlendirildiğinde sonuçlar başarılı dağılımlar göstermektedir. Model pozitif, negatif ve nötr etiketleri ile farklı düzeylerde başarı göstermiştir. Negatif sınıf için precision değeri 0,76 recall değeri 0,83 ve F1-skoru 0,79 olarak hesaplandığı görülmüştür. Nötr sınıfta precision 0,82, recall değeri 0,72 ve F1-skoru 0,79 olarak kaydedilmiştir. Pozitif sınıf için precision değeri 0,81, recall 0,88 ve F1-skoru 0,84 ile en yüksek başarıya ulaşmıştır. Toplamda 12,339 örnek seti üzerinden gerçekleşen değerlendirme de %80,3 doğruluk oranı hesaplanmıştır. Bu verilerin model üzerinde özellikle pozitif örnekleri doğru tanıdığı ve sınıflandırma konusunda güçlü bir performans sergilediği ancak nötr durumlarda bazı sınıflandırma zorlukları ile karşılaştığı tespit edilmiştir. Nötr durumların zorluğu cümlelerin belirsizliği ve verinin iyileştirilerek tekrar değerlendirilebilir.

Aşağıdaki Şekil 4.2 grafiğinde sınıflandırma modeli olan Negatif, Nötr ve Pozitif duyguların performansı görülmektedir. F1- score duygu sınıflandırılmasında Precision (Kesinlik) ve Recall (Duyarlılık) değerlerini ölçen bir parametredir.

Şekil 4.2 F1-Skor grafiğinde Pozitif sınıf 0,84 ile en başarılı olduğu (pozitif duyguları tanımda yüksek doğruluk gösterdiği)

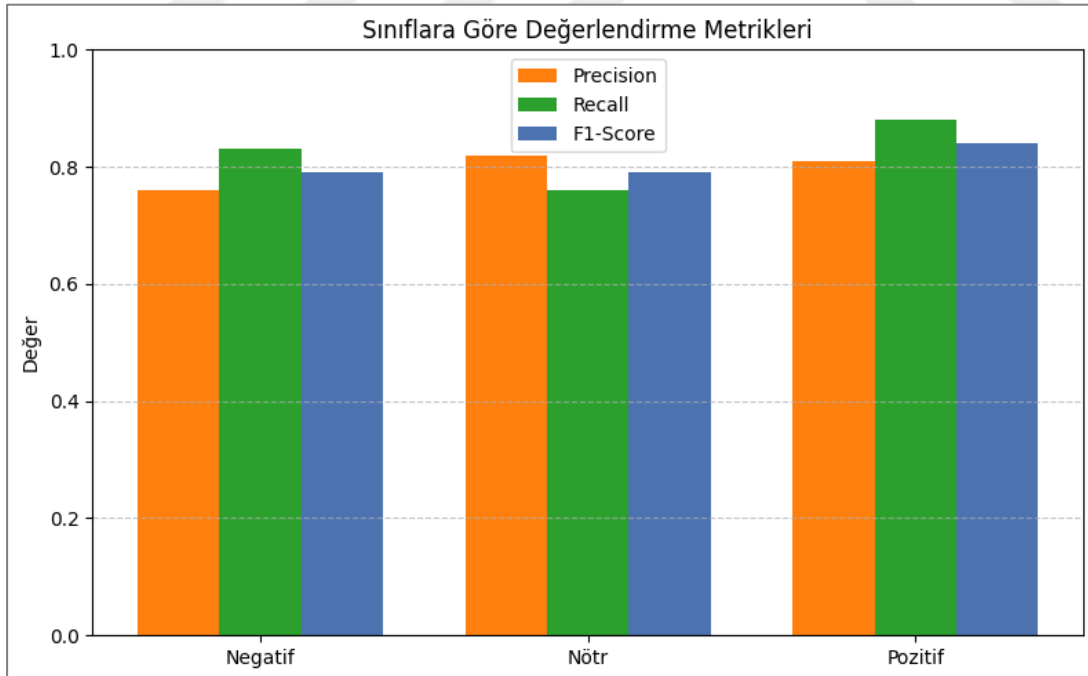
Negatif sınıf 0,79 ile ikinci sınıfta yer aldığı (modelin olumsuz içeriklerde genel yeterli bir başarıya sahip olduğu)

Nötr sınıf ise 0,79 F1- score ile negatif sınıfa benzer bir başarılı göstermiş gibi olsa da bu sınıf genellikle duygu belirlemede zayıf durumlar barındırdığı model açısından daha ayırt edici durumlar göstereceği üzerine yorumlar yapılabilir.



Şekil 4.2. F1- skorları.

Aşağıdaki Şekil 4.3 'te görülmek üzere Analiz edilen sonuçlar, modelin duygu analizi yaparken özellikle olumlu ifadelerle karşı duyarlı olduğu görülmektedir. Bu durum pozitif etiketinde yüksek recall ve F1 skoruna ulaşmıştır. Bu başarı modelin bağlamsal olarak kelimelerde ilişkilerini etkili bir şekilde işlediği ve olumlu duyguları ayırt edebildiğini izlemiştir. Diğer bir durum olan negatif sınıf olarak olumsuz ifadeleri de tespitini güçlü bir şekilde yaptığı tespit edilmiştir. Nötr durum için pozitif ve negatif etiketleri gibi kararlı ve aynı oranda başarılı bir durum göstermemiştir.



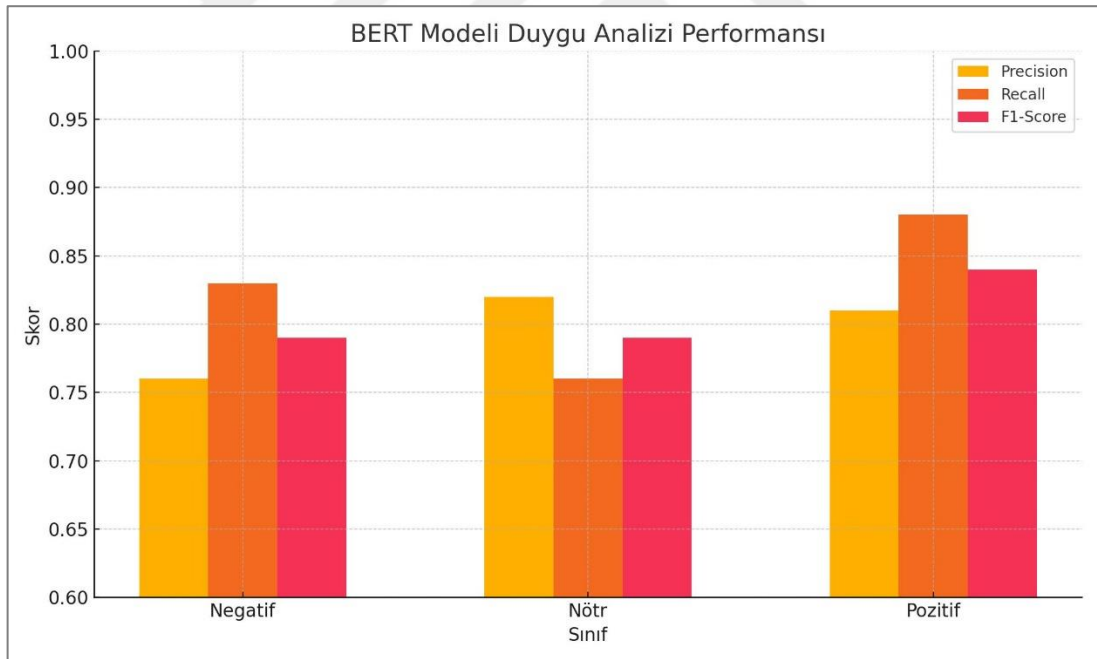
Şekil 4.3. Sınıf değerlendirme.

Modelin nötr sınıfta diğer sınıflara göre düşük performans göstermesi sınıfın durumlarına göre bazı zorluklarla karşılaşması olabilir. Dil bakımından pozitif ve

negatif bağlamların birbirine yakın olması belirsizlik gösterebilmesine neden olabilir. Nötr sınıf duygusal olarak ifade içermeyen ve bağlama bağlı farklı durumlarda yorumlanabilen cümlelerden oluşmaktadır. Bu durum doğru çözümleyemeyebilir ve yanlış pozitif, negatif sınıflara atanmasına yol açabilir. Veri setinde nötr sınıfın he nicel hem nitel olarak çeşitliliğini yeterince karşılık göstermiyor olması da modelin güçlü performans göstermemesine neden olabilir. Bu durumlar BERT modelin karar verirken zorlanmasına sebep olabilir. Diğer bir durum verinin belirsizliği olabilir. Eğitim verisi nötr sınıf etiketleri arasında kararsızlığa sebep olmuş ise bulanık bir durum sergileyebilir. Bu durumda recall değerinin düşmesine sebep olabilir.

Sonuç olarak nötr sınıftaki başarı düşüklüğü yalnızca model kaynaklı olmayıp, veriye bağlı olduğu ve yapısal özellikleri ile ilişkili olduğu söylenebilir. Bu durumu veri ön işleme süresinde iyileştirmeye çalışarak detaylı işlenmesine olanak sağlanabilir.

Aşağıdaki grafik BERT modelinin her sınıf için Precision, Recall ve F1-Score değerlerini karşılaştırarak göstermektedir.



Şekil 4.4. BERT modeli.

Korku Duygusunun Yayılımı: Komplo teorilerinin korku içeren mesajları, takipçileri endişeye yönlendirmekte ve bu duygu, kısa süre içinde geniş kitlelere ulaşabilmektedir. Korku kriz anlarında ve belirsizlik durumlarında bireylerin davranış şekillerine göre duygu durumunu alır. Dolayısıyla yazdıkları metinlerde ve kurdukları cümlelerde etkilerini belli ederler. Metinlerdeki bu durumlar tespit edilerek şiddeti

ölçülebilir. Modelin sağladığı bağlamda ise tetikleyici olarak komplo teorilerinin ve sahte haberlerin sebep olabilmesi neden olabilmektedir. Deprem, salgın hastalık gibi durumlarda sosyal medyada yazılan metinlerin analizleri yapılarak duygusal etkileri kontrol edilebilir. Bu çalışma süresi kapsamında Korkunun yaratıcı bir şekilde kullanılmasının, teorilerin hızla yayılmasında önemli bir faktör olduğu gözlemlenmiştir.

Şüphe Duygusunun Artışı: Şüphe, bireylerin bilgiye ve durumlara karşısında duyduğu güveni temsil edebilir. Hızlı bilgi akışının yaşandığı bu çağda doğruluğu kesin olmayan bilgilerin yayılması ile şüphe durumları da etkisini göstermeye başlamıştır. Bu Paylaşımlar, belirli olaylara karşı alternatif açıklamalar sunarak, bireylerin doğruluğa dair güvenlerini sorgulamalarına neden olmaktadır. Aşırı şüphecî davranışlar sergilemek, inanmakla inanmamak arasında güven kaybı durumlarının yaşanması iletişimde olumsuz etkiler yaratmaktadır. Şüphe duygusunun, kullanıcıların daha fazla komplo teorisi araştırmasına ve bu teorilere inanmalarına yol açtığı tespit edilmiştir ve bu şüphe durumlarının analizlerle tespitinin sağlanarak kararlar alınabilmesine katkı sağlayabileceği gözlemlenmiştir.

Duyguların Etkileşimi ve Yayıldığı Dinamikler: Duygu kavramı bireylerde davranışları şekillendiren yapılardır. Dijital medya ortamlarında kullanıcıların paylaşımları duygunun sadece ifade edilmesi ile kalmayıp bireyler üzerinde düşüncelerin değişmesine de fırsat sağlamaktadır. Duygular etkileşim ile şekillenmesinden dolayı birleştiğinde yerini korku, şüphe ve güvensizliğe bırakabilmektedir. Bu çalışma kapsamında, Korku, şüphe ve güvensizlik duygularının birbirleriyle etkileşim halinde olduğu ve birbiriyle destekleyici bir şekilde yayıldığı gözlemlenmiştir. Bir komplo teorisinin içeriği genellikle bu üç duyguyu iç içe geçirir, bu da teorilerin daha güçlü ve ikna edici olmasına olanak sağlar. Farklı toplumlar yayılımlar sırasında doğrulama yapmadan haberlerin yayılması ile içeriklere inanma ve dijital okur medya yazarların güvenini kaybetmektedir. Bu bilginin yayılması haber sistemlerin ekosistemini bozarak bireyler gibi bir toplumu da olumsuz etkilemektedir. Gerçekliği olmayan haber bireylerin fikirlerini değiştirmekle kalmayıp yanlış bilgilere de ikna etmeye çalışmaktadır (Olkun & Balcı, 2024).

Korku, şüpheyi tetiklerken, şüphe de güvensizliği beslemekte ve bu duygusal üçlü, kullanıcıların komplo teorilerine daha fazla ilgi göstermelerine neden olmaktadır. Duyguların yayılması bireyler üzerinde sadece ruh halini etkilemekle kalmayıp karar

mekanizmalarına da etki etmektedir. Yaygın olan bu süreç bireylerin güvenliğini etkilemektedir.

Etiketleme ile Algoritmanın Sonucu: Verilerin etiketlenmesi yöntemi kullanılarak algoritmanın etiketleme yöntemi sayesinde duygu analizi yapabilmesi tahmin olarak çok güçlü bir tahmin başarısı sağlamıştır.

Sosyal Medya Kullanımı ve Duygu Analizi: Verilerin kullanılması ile kullanıcıların asılsız ve gerçekçi olmayan durumlarda negatif duygular göstermesi doğru tahminler arasında yer almıştır. Kullanıcıların duygu durumlarının sosyal medya ile bağlantısı olduğu incelenmiştir.

4.4. Tartışma

Bu çalışmanın amacı, sosyal medya platformlarında yayılan asılsız içeriklerin (komplo teorilerinin) bireyler üzerinde yarattığı duygusal etkileri (korku, şüphe ve güvensizlik) duygu analizi yöntemiyle incelemektir. Sosyal medya platformlarının kullandığı algoritmalar, yanlış haberler ve komplo teorileri gibi yanıltıcı bilgilerin hızla yayılarak kullanıcılar arasında popülerleşmesine katkı sağlamaktadır (Del Vicario et al., 2016; Howard et al., 2017; Vosoughi et al., 2018). Dolayısıyla komplo teorileri ve gerçekliği olmayan sahte haberlerin yayılması da bu popüler ortamda insanlar üzerinde de hızlı bir etki bırakmaktadır. Bireyler üzerinde bu paylaşımların etkilerini incelemek için duygu analizi yapılmakta ve etiketlerine bağlı olarak (pozitif, negatif ve nötr) kişileri üzerinde yarattığı psikolojik etkileri, güvensizlik duygularını analiz edilmektedir. Çıkan sonuçlar, bu tür içeriklerin sosyal medya kullanıcıları üzerindeki etkilerini anlamada duygu analizi yöntemlerinin ne denli güçlü bir araç olduğunu ortaya koymaktadır.

Başarılı olarak modelde elde edilen bulgular, BERT modelinin doğruluk oranının yüksek olması, yani %80,3 gibi bir başarı oranı, kullanılan duygu analizi tekniklerinin sosyal medya verilerini doğru ve güvenilir bir şekilde sınıflandırabildiğini göstermektedir. Bu yüksek doğruluk, sosyal medya paylaşımlarındaki duygusal içeriğin doğru bir şekilde yakalanabildiğini ve bu tür içeriklerin toplumsal düzeydeki duygusal etkilerinin doğru bir şekilde tespit edilebileceğini vurgulamaktadır. Bu bulgu, sosyal medya ortamındaki duygusal manipülasyonların, toplumsal kutuplaşmayı artırma potansiyeline sahip olduğunu düşündürmektedir.

Pozitif ve negatif sınıflarda modelin yüksek başarısı, sosyal medya paylaşımlarının yarattığı korku, şüphe ve güvensizlik gibi güçlü duyguların, bireylerin inanç sistemleri üzerinde önemli etkiler yarattığını gösteriyor. Komplo teorileri ve asılsız içerikler, kullanıcılar arasında bu tür duygusal tepkileri tetikleyerek, daha fazla bireyi ikna etmeye yönelik stratejiler geliştiriyor. Özellikle kesinlik (precision) ve duyarlılık (recall) oranlarının %80 'in üzerinde olması, modelin pozitif ve negatif duygusal etkileri doğru bir şekilde sınıflandırmada ne kadar başarılı olduğunu göstermektedir. Bu durum, komplo teorilerinin yayıldığı ortamlarda kullanıcıların duygusal algılarının manipüle edilebileceği ve bu içeriklerin duygusal yönlerinin toplumsal düzeyde yayılma potansiyelini artırabileceğini göstermektedir.

Sonuç olarak, bu araştırma sosyal medya üzerindeki asılsız içeriklerin, özellikle korku, şüphe ve güvensizlik gibi duyguları nasıl tetiklediğini ve bu etkilerin toplumsal düzeyde nasıl bir etki yarattığını anlamada önemli bir katkı sunmaktadır. Elde edilen bulgular, sosyal medya üzerindeki içeriklerin sadece bilgilendirici değil, aynı zamanda duygusal manipülasyon aracına dönüşebileceğini göstermektedir. Bu bağlamda, gelecekteki çalışmalarda nötr içeriklerin analizini daha doğru hale getirecek modellerin geliştirilmesi ve bu tür içeriklerin etkilerinin daha derinlemesine incelenmesi gerekmektedir. Ayrıca, sosyal medya platformlarının sorumluluğunu artırarak, dezenformasyon ve manipülatif içeriklerin yayılmasını engellemeye yönelik stratejiler geliştirilmesi önemlidir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Sosyal medya teknolojilerinin kullanılmasıyla birlikte paylaşılan içeriklerin büyük bir hızla yayıldığı ve bu kullanıma bağlı olarak sahte bilginin sahte ve komplo teorileri sürecinde olumsuz durumları yaşattığı gözlenmiştir. Bu sürecin dijital medya okuryazarları üzerinde etkisi incelenerek duygusal analiz ile etiketlere bağlı olarak yaşattığı hisler üzerinden çalışmalar yapılmıştır. Sosyal medyanın dezenformasyon sürecinin hızlanmasında önemli bir araç olduğu görülmüştür (Yıldız,2025). Bu durum, dezenformasyon sürecinde insanların güvenini kullanarak duygusal hislerine göre hızla yayılmalarını sağlayıp gerçekçi olmayan haberlerin etkilerini kullanmaktadırlar. Çünkü Komplo teorileri ve yalan haberler toplum üzerinde inandırıcı etkilere yol açmaktadır. Bireyler üzerinde etkileri araştırılıp dezenformasyon aşamasında psikolojik etkilerine yönelik katkılar sunmuştur. Metin tabanlı içeriklerde analizi yapılan duygu analizi komplo teorilerinin çoğunlukla olumsuz duygular barındırdığı, korku, şüphe ve güvensizlik duyguları yarattığı görülmüştür. Gerçekliği olmayan haberlerin ve yanlış bilgilerin sürekli olarak sosyal medyada bulunması dezenformasyon sürecine yol açmaktadır. Bu durum dezenformasyon süreçlerini psikolojik olarak etkilemektedir ve belirli çıkarlar doğrultusunda kullanılmaktadır (Aydın, 2020).

Aydın'ın bulgusuna bakıldığında dezenformasyon sürecinin yaratıldığı analiz edilmiştir. "Bilgi akışının hızlı olduğu dönemde gerçeğe ulaşmak zorlaşmaktadır. Sosyal medya içerisinde dolaşıma sokulan verilerin güvenilirliği ve kaynağı da şüpheli olmaktadır. Gerçek ile yeniden üretilen gerçeklerin yaratmış olduğu dezenformasyon hakikatin önüne geçmektedir." (Akyıldız, 2023). Temel amaç, sosyal medya platformlarında yayılan komplo teorilerinin duygu analizi yöntemiyle incelenmesi ve bu teorilerin oluşturduğu duygusal dinamiklerin (korku, şüphe ve güvensizlik) durumların etkilerinin belirlenmesidir. Araştırmada, duygu analizi için kullanılan modelin doğruluğu, başarılı bir şekilde elde edilen sonuçlar ışığında değerlendirildi. Modeller arasında tercih edilen BERT modelin genel doğruluk oranı %80,3 olarak hesaplanmıştır. Bu yüksek doğruluk oranı, modelin test verisindeki örneklerin büyük

bir kısmını doğru sınıflandırdığını ve komplo teorileriyle ilgili duygu analizinde oldukça etkili olduğunu göstermektedir.

Kesinlik (precision) ve duyarlılık (recall) değerleri, modelin hem pozitif hem de negatif sınıflarda oldukça başarılı sonuçlar elde ettiğini ortaya koymuştur. Pozitif ve negatif sınıflarda, modelin precision ve recall değerleri %82 'in olup, bu da modelin bu sınıfları doğru şekilde sınıflandırma başarısının çok yüksek olduğunu göstermektedir. Bu bulgu, komplo teorilerinin duygusal analizine dayalı sınıflandırma sonuçlarının güvenilir ve etkili olduğunu doğrulamaktadır.

Modelin nötr sınıfındaki başarısı ise biraz daha düşük olmuştur. Nötr sınıfın f1-score değeri 0,79 olarak hesaplanmış ve bu da nötr içeriklerin sınıflandırılmasında modelin biraz daha düşük bir başarıyla çalıştığını göstermektedir. Ancak, yine de bu değer oldukça tatmin edici olup, modelin genel olarak iyi bir performans sergilediğini göstermektedir.

5.1. Çalışmanın Sınırlılıkları

Çalışma kapsamında çalışmanın bazı sınırlılıkları da bulunmaktadır. Çalışma İngilizce veri setinden incelenmiştir. Metinler üzerinde çalışılmış olup görsel ve videolar dahil edilmemiştir. Bu sınırlılıkları listelemek gerekirse;

- Veri setine bağlılık: Hazır ve açık kaynaklı veri seti kullanıldığı için çeşitlilik ve güncellik açısından belirli tarihler baz alınmıştır. Güncellik açısından sınırlılık olmuştur.
- Dil modeli sınırlılığı: BERT modeli kullanılan veri setinin dil modeline uygun çalışma yapmış olup dil modellerine bağlılık oluşmuştur.
- Etiketlemeler manuel olarak belirtilmiştir. Modelin performansını minimal seviyede etkilemiş olabilir.
- Konu yapısı: Belirli bir zaman ve örnek üzerine olmasından dolayı veri ile sınırlıdır.
- Duyguların etiketli verilerle sınırlanması: Veriler 3 etiket (pozitif, negatif ve nötr) ile sınırlandırıldığı için duygusal geçişlerde çoklu duygular yer almamış olabilir.
- Dijital okuryazar kitlesi: Kullanıcı kitlesi anonimleştirilip işlendiği için kullanıcıların kitlesel olarak hangi toplum veya kültürde olduğu bilinmemektedir.

5.2. Gelecek Çalışma Önerileri

Çalışma kapsamında elde edilen bulgular komplo teorilerinin duygu analizine bağlı olarak katkı sağlamaktadır. Bu alan dinamik ve veriye bağlı olarak gelecek çalışmalara yönelik çeşitli analizler sonuçları sunmaktadır.

Metin tabanlı sosyal medya içerikleri çalışma kapsamında incelenmiştir. Fakat video tabanlı (Youtube, Reddit, Tiktok vb.) veya görsel paylaşımlarında da komplo teorileri oldukça etkilidir. Gelecek çalışmalar kapsamında görüntü analizi veya video analizi üzerine çalışmalar yapılarak modeller üzerinde sonuçlar incelenebilir. Bununla birlikte, dil olarak bağımlı olduğu için gelecek çalışmalarda çoklu dillere uygun modeller incelenerek duygusal durumların dil ve kültür farklılıkları kapsamında incelenmesi de sağlanabilir. Çalışma sadece twitter, facebook veya instagram ortamları üzerine değil youtube gibi sosyal medya alanlarında da incelenerek analiz edilmelidir. Zaman olarak komplo teorilerinin savaş, sel, deprem gibi zamanlarda duygu analizi yapılarak incelenebilir. Gelecek çalışmalarda Naive Bayes, LSTM, BERT'e ek olarak Random Forest, Logistic Regression gibi modellerle de çalışmalar yapılarak sonuçlar karşılaştırılarak değerlendirilebilir. Daha detaylı analizleri yapılarak hangi kelimelerde karar yanıtı verdiği ve açıklanabilir yapay zekâ (Explainable AI) yöntemleriyle desteklenebilir olması hedeflenmektedir. LSTM modelinde epoch daha ileri seviye de tutulabilir. Ek olarak bireylerin katıldığı anketler, kullanıcı yorumları gibi verilerde incelenerek çalışmalar yapılarak genel kapsamlar çıkarılabilir.

5.3. Pratik Katkılar ve Politika Önerileri

Bu araştırma yalnızca akademik olarak değerlendirmemekle birlikte, toplumsal veya teknolojik olaraktan topluma katkı sağlayabilir. Çünkü NLP ve makine öğrenmesi kullanılarak yöntemler sayesinde bireylerin platforma paylaştığı metinler üzerinde duygu durumlarının izlenebilirliği gösterilmiştir. Çalışma bu şekilde akademik ve sektör bazlı bir altyapı sağlayabilmektedir. Uygulanabilirlik açısından bakıldığında elde edilen sonuçların toplumun algı ölçümünde ve karar destek durumlarında kullanılarak sunulmasına fırsat sağlayabilir. Dezenformasyon süreçlerinde tespitin hızlı sağlanarak engellenmesi, önlenmesi durumları da yapılabilir. Duygu analizine bağlı sistemlerin geliştirilmesi ile kriz durumlarında bireylerin ruh hali izlenebilir. Sosyal medyadaki iletişim düzeyleri şekillenerek aktif olarak kontrol edilebilir.

Politika süreçlerinde kamu, özel sektör, eğitim, sağlık gibi alanlarda duyarlı politika önerileri sunulabilir.

5.3.1. Dijital medya okuryazarlığı programları

Bu programlar ile sahte haber ve komplo teorilerine karşı dijital okur medya yazarlığı güçlendirilerek eğitim programlarının tasarımına katkı sağlanabilir. Bireylerin içerikleri anlayabilme, değerlendirip yorumlayabilmesi için okuryazarlık programları yaygınlaşabilir ve aktif sosyal medya kullanıcıların dezenformasyon süreçlerinde duygu durumunu kontrol edebilmesi için süreci açıklayıp bilgilendirici, duyarlılığı sağlanan programlar yaygınlaştırılabilir. Paylaşılan paylaşımların kaynaklarının incelenmesi, doğruluğunu sorgulayarak inanmasını sağlayan yöntemleri geliştirilmesine fırsat verilebilir. Bu süreç ek olarak veri güvenliğine ve dijital ortamda daha sağlıklı güven ortamının kurulabilmesin olanak sağlayacaktır.

5.3.2. Sosyal medya platformları için Algoritmik sorumluluk

Platformlarda komplo teorileri ve sahte haberlerin yayılmasını önlemek adına otomatik duygu analiz sistemleri entegre edilerek içerik filtreleme, doğrulama gibi çalışmalar geliştirilebilir. Komplo teorileri ve sahte haberler için tespit algoritmaları yapılarak hızlı yayılım engellenebilir. Bu algoritmalarda kamu yararına ve bilgi güvenliği konularında ilkeler benimsenerek dikkate alınması gerekmektedir. Sosyal medya algoritmaları yalnız birey için değil toplu bilinç ve süreci etkileyen araçlardır. Platformların sosyal etkileri incelemesi, hukuki ve kamusal sorumluluklarda yönetilmesi, adil ve güvenilir şekilde işlenmesi kritik bir önem arz etmektedir.

5.3.3. Toplumsal güvenin arttırılmasına yönelik politikalar

Devlet ve STK'lar bu tür içeriklerin yayılma biçimlerini analiz ederek kamu bilgilendirme kampanyaları sunabilir. Dijital medyaya karşı sahte ve yanıltıcı içeriklere karşı politikalar geliştirilmesi bilgiye güvenin taşlarını oluşturabilir. Eğitim sistemi içerisinde dijital medya okuryazarlığı eğitimlerinin verilmesi bilinçli bir düşünce tarzı ortaya koyarak güven ortamı oluşturabilir. İletişim, etik gibi durumlara ait politikalar bir dönüşüm yaratabilir.

5.3.4. Akademik alanlar arası işbirliği

Psikoloji, medya çalışmaları, yapay zekâ ve sosyoloji gibi alanlarda farklı disiplinler arasında ortak çalışmalar yapılarak bağımlılıkları incelenip desteklenebilir. Üniversiteler, araştırmacılar ve kurumlar ortak çalışmalar sağlayabilirler. Süreç bilgi ve kaynakların iş birliği yapılarak çalışıp desteklenebilir olması sağlanabilir.

5.3.5. Yapay zekânın bilgilendirmeleri

Günümüze sosyal medyanın komplo teorileri ve sahte haberleri hızla yayabilmesi ciddi sorun ve endişelere yol açmaktadır. Yapay zekâ teknolojilerinin sahte haberlere karşı bilinçlendirilmesi bu etkiyi azaltmaya başlatacaktır. Yapay zekâ destekli sistemlerin geliştirilerek analiz etmesi ve tespit etmesi hızlı yayılımı aza indirebilecektir. Sistemler kullanıcıları güvenilir haber kaynaklarına yönlendirerek önerilerde bulunabilir. Haberler için kaynak güvenilirliği ve bilgilerini geliştirebilir. Dijital okuryazarları bilgilendirmek amacıyla kısa süreli reklam videoları gibi yayınlayarak kullanıcıları sosyal medya ortamlarında komplo teorileri ve sahte haberlerin yayılımı üzerine düzenli olarak bilgilendirmeler yapılabilir.

Sonuç olarak, bu araştırma, sosyal medya platformlarında yayılan komplo teorilerinin duygu analiziyle incelenmesinin, teorilerin içeriğini ve etkilerini anlamada güçlü bir yöntem sunduğunu ortaya koymaktadır. Modelin yüksek doğruluk oranı, bu tür analizlerin toplumsal etkileri ölçmek ve sosyal medya üzerindeki manipülasyonları incelemek için etkili bir araç olduğunu kanıtlamaktadır. Ayrıca, modelin nötr içerikleri sınıflandırmadaki biraz daha düşük başarısı, gelecekteki araştırmalarda iyileştirme yapılabilecek bir alan olduğunu göstermektedir.



KAYNAKLAR

- Akyıldız, M. (2023). Yalan Haber ve Dezenformasyonun Sosyal Medyada Yayılımı: Kahramanmaraş Depreminin Haarp Silahı Olduğu İddiası. Türkiye Medya Akademisi Dergisi. Cilt:3 Sayı:6, s.523-543.<https://doi.org/10.5281/zenodo.8378837> (<https://www.turkiyemedyaakademisi.com/index.php/tumader/article/view/122/96>)
- Allcott, H., & Gentzkow, M. (2017). Social media and fake news in the 2016 election. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2). DOI: 10.1257/jep.31.2.211
- Altunbey Özbay, F., & Alataş, B. (2020). Çevrimiçi sosyal medyada sahte haber tespiti. DÜMF Mühendislik Dergisi 11:1 (2020) : 91-103
- Aydın, A. F. (2020). Post-Truth Dönemde Sosyal Medyada Dezenformasyon: Covid-19 (Yeni Koronavirüs) Pandemi Süreci. Asya Studies-Academic Social Studies/Akademik Sosyal Araştırmalar, Year:4, Number: 12, Summer, p. 76-90.
- Cebeci, Halil İ. (2020). Bölüm 9. Sosyal medya verileri ile Duygu Analizi., Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları (s.207). https://www.researchgate.net/publication/351904782_Sosyal_Medya_Verileri_ile_Duygu_Analizi
- Hoque, M. (2022) Making a Video Documentary on Fake News and Disinformation in Bangladesh: Critical Reflections and Learning. *Advances in Journalism and Communication*, 10, 136-148. doi: 10.4236/ajc.2022.102010.Friggeri et al., 2014; Vosoughi et al., 2018
- Howard, Philip N., & Bradshaw, Samantha. (2017). Troops, trolls and troublemakers: A global inventory of organized social media manipulation. Oxford: Computational Propaganda Project. Retrieved June, 19, 2019.
- İmren, M. (2023, Ocak 27). Yalan haberler neden gerçek haberlerden daha hızlı yayılıyor? TÜBİTAK Bilim Genç. <https://bilimgenc.tubitak.gov.tr/makale/yalan-haberler-neden-gercek-haberlerden-daha-hizli-yayiliyor>
- Kiraz, E. (2020). Sosyal medyada sahte haberin yayılmasında kullanıcı faktörü, İNİF E- Dergi, 5(1), 9-24
- Koru Kayabaşı, G., & Uluyol, Ç. (2023). Examining the Models Used for Fake News Detection in the Scope of Social Context. DOI: 10.29109/gujsc.1145516
- Mehmet, B. (2022). Understanding conspiracy theories through social media sentiment. *Advanced turkish fake news prediction with bidirectional encoder representations from transformers*. S:759DOI: 10.36306/konjes.995060
- Nakamura, K.; Hong, B.-W. Adaptive weight decay for deep neural networks. IEEE Access 2019, 7, 118857–118865. DOI 10.1109/ACCESS.2019.2937139

- Olkun, E. O. ve Balcı, Ş. (2024). Üniversite öğrencileri arasında gelişmeleri kaçırma korkusu (fomo) ile yalan haber paylaşımı arasındaki ilişkide sosyal medya kullanımının aracılık rolü. *Yükseköğretim Dergisi*, 14(2), 23-36. doi: 10.53478/yuksekogretim.1277063
- Science. 2019 Jan 25;363(6425):374-378. doi: 10.1126/science.aau2706.
- Tam, M.S., Bereketoğlu, S., & Şanlı, N. (2024). Twitter’da Ekonomi Hakkında Paylaşılan Sahte İçerikler Üzerine Bir Araştırma. *Medya ve Kültürel Çalışmalar Dergisi*, Sayı:24, 66–91. DOI: 10.26650/4boyut.2024.1417862
- Tan, M., & Bakır, H. (2025). Fake news detection using BERT and Bi-LSTM with grid search hyperparameter optimization. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 18(1). DOI: 10.17671/gazibtd.1521520
- Taşkın, S., Küçükşille, E., & Topal, K. (2021). Twitter üzerinde Türkçe sahte haber tespiti. *BAUN Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 23(1), 151–172. DOI:10.25092/baunfbtd.843909
- Topsakal, T. (2021). Dijital ortamda yanlış bilgi ve haberlerin yayılması: Koronavirüs salgın haberlerine dair bir inceleme. *İNİF E- Dergi*, 6(1), 382-400.
- Vicario, Michela Del et al. 2016. “The Spreading of Misinformation Online.” *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113(3). <https://www.pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.1517441113>
- Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. *science*, 359(6380), 1146-1151. DOI: 10.1126/science.aap9559
- Yıldız, İ. (2025). Sosyal medyada dijital dezenformasyon: İletişim Başkanlığı Filistin özel bülteni üzerine bir analiz. *Ahi Evran Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11(Özel Sayı), 163-182. DOI: 10.31592/aeusbed.1595546

ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Emel KOÇYİĞİT

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2015, Atılım Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilişim Sistemleri Mühendisliği
- **Yükseklisans** : 2019, Hacettepe Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bilişim Hukuku
- **Yükseklisans** : 2023, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kalite ve Uygunluk Değerlendirme Mühendisliği
- **Yükseklisans** : 2025, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilişim Sistemleri Mühendisliği

MESLEKİ DENEYİM

Kariyerime mezuniyetim sonrası 2015 yılında yazılım sektöründe başladım ve şuan aynı sektörde yazılım geliştirme süreçlerinde rol alarak devam etmekteyim.