GSM OPERATÖRLERİNE YÖNELİK ATILAN TÜRKÇE TWEETLERİN DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİYLE DUYGU ANALİZİ

Birol EMEKLİ
Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitisü, Bilişim Sistemleri Mühendisliği
birol.emekli@hotmail.com / 0000-0003-4757-9542

Doç. Dr. İhsan Hakan SELVİ
Sakarya Üniversitesi, Bilgisayar Ve Bilişim Bilimleri Fakültesi, Bilişim Sistemleri Mühendisliği Bölümü
ihselvi@sakarya.edu.tr

Özet

Teknolojinin hızla gelişmesinden dolayı işlemlerin birçoğu internet üzerinden gerçekleştirilmeye başlanmış ve büyük boyutlarda veri kaynağı ortaya çıkmıştır. Birçok kişi deneyimlerini sosyal medya üzerinden paylaşarak duygularını belirtmek, diğer kişilerle etkileşim kurmak, aynı sorunları başkalarının da yaşamasının önüne geçmek, hizmet aldığı firma ile iletişime geçmek amacıyla etkin bir şekilde kullanmaktadır. Bu çalışma kapsamında, Türkiye'nin önde gelen GSM operatörlerine yönelik atılan Türkçe tweetlerin olumlu ve olumsuz olarak sınıflandırılması hedeflenmektedir. Bu çalışmada tweetlerin sınıflandırılması için derin öğrenme yöntemleri önerilmektedir. Atılan tweetler ilk önce Doğal Dil İşleme yöntemleri ile hazırlandıktan sonra derin öğrenme yöntemlerinden Evrişimli Sinir Ağları, Tekrarlayan Sinir Ağları ve Uzun Kısa Süreli Bellek modelleri ile sınıflandırılarak karşılaştırılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Duygu Analizi, Derin Öğrenme, Evrişimli Sinir Ağları, Tekrarlayan Sinir Ağları, Uzun Kısa Süreli Bellek, Kelime Temsili

SENTIMENT ANALYSIS WITH DEEP LEARNING METHODS OF PUBLISHED TURKİSH TWEETS FOR GSM OPERATORS

Abstract

Rapid developments in technology of due to, many of the transactions are being made from the internet and a large data source has emerged. People express their feelings by sharing their experiences on social media, interact more with other people, prevent someone else from experiencing the same problems, effectively uses it to communicate with the company from which it provides services. This work, the published Turkish tweets for GSM operator in Turkey aims to classification as positive and negative. This work, deep learning methods are suggested for classification of tweets. The tweets that were discarded were firstly prepared by Natural Language Processing (NLP) methods, and then they were compared with deep learning methods by Convolutional Neural Networks (CNN), Recurrent Neural Networks (RNN) and Long Short Term Memory (LTSM) models.

Keywords: Sentiment Analysis, Deep Learning, Convolutional Neural Networks, Recurrent Neural Networks, Long Short Term Memory, Word Embedding

1. GİRİŞ

Her geçen gün gelişmekte olan teknoloji, internet ortamına erişebilmek için farklı alanların ortaya çıkmasına neden olmuştur. Bu alanlarda kullanıcıların en çok ilgisini çeken sosyal medya platformları olmuştur. Kullanıcılar fikir ve düşüncelerini rahatlıkla kelimelerle ifade ederek, Twitter, Facebook, Linkedin gibi sosyal medya platformların paylaşabilmektedirler. (GO ve ark., 2009) Sosyal medya üzerindeki etkileşim

artışını gören rekabet halindeki birçok firma, daha fazla öne çıkmak ve herkese ulaşabilmek adına platformlar üzerinden analizler yaparak, toplum üzerindeki olumlu olumsuz etkileri, rakip firmaları öne çıkaran özellikleri, reklamların pazarlama stratejisindeki önemi gibi çok fazla bilgiye ulaşabilmektedirler. Bu alanda bilgi elde edebilmek için veri madenciliği yöntemleri kullanılmaya başlanmıştır.

Sosyal medya platformları içerisinde farklı bir tarzı bulunan twitter, araştırmacıların en çok uğrak noktası olmuştur. Bilindiği üzere twitter, 280 karakterle bilgi ve düşüncelerinizi paylaşabileceğiniz, istenilirse bir kelimenin önüne # karakteri koyarak bir başlığın etiketlenebilmesine ya da @ karakteri ile birisini ekleme imkânı veren bir sosyal platformdur. (MERAL & DIRI, 2014)

Sosyal medya platformlarında kullanıcılar istediği herhangi bir konuda duygu ve düşüncelerini belirtebilmektedirler. (MOORE ve ark., 2011) Bu yüzden çalışmalarda kullanılacak verilere daha hızlı erişebilmek için bazı yöntem ve filtrelerden yararlanmanız gerekmektedir. Bu çalışmadaki veri seti GSM operatörlerine yönelik atılan Türkçe tweetleri içermektedir. Bu tweetlerin toplanması aşamasında Python ve Twitter API kullanılarak bir veri toplama modülü geliştirilmiştir. Daha sonra oluşturulan veri seti, ön işleme ve Doğal Dil İşleme yöntemlerinden geçirilerek daha anlamlı bir hale getirilmiştir. Toplanan bu veriler etiketlenirken daha doğru bir karar vermek için bir den fazla kişi tarafından etiketlenmesi yapılmıştır. (MERAL & DIRI, 2014)

Daha önceki çalışmalar incelendiğinde gerek Türkçe gerekse diğer dillerde birçok çalışma yapılmıştır. (AYATA ve ark., 2017; Demirci ve ark., 2019; GO ve ark., 2009; MERAL & DIRI, 2014; MOORE ve ark., 2011; OZYER ve ark., 2015; YELMEN ve ark., 2018) Çalışmalar kapsamında makine öğrenmesi temelli yaklaşımlarla bulunmaktadır. Bu bildiri çalışmasında ise derin öğrenme yöntemleri kullanarak, duygu sınıflandırmasının yapılabilmesi için özellikleri modelin kendisinin ayırt etmesini sağlamak ve duygu sınıflandırmasında daha başarılı bir sonuç elde etmeyi hedeflemektedir.

Bu çalışmanın ilerleyen bölümlerinde literatür çalışmalarının incelenmesi, veri setinin elde edilmesi ve ön işlemlerden geçirilmesi, kullanılan derin öğrenme modellerinin geliştirilmesi, eğitilmesi ve elde edilen çıktılar, son olarak ise sonuç bölümü ile çalışma değerlendirilerek yapılabilecek çalışmalardan bahsedilmiştir.

2. LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Günümüzde araştırmacıların birçoğu twitter üzerindeki verilerden faydalanarak çalışmalar yapmaktadırlar. Bu bölümde farklı yöntemler kullanarak duygu analizi yapılan çalışmalara değinilecektir.

2009 yılında Go, Huang ve Bhayani tarafından yapılan twitter duygu analizi çalışmasında makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak başarım oranlarına bakılmıştır. Bu çalışmada sadece olumlu ve olumsuz tweetler üzerinden bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Olumlu ve olumsuz tweet ayrımı yaparken duygusal ifadeleri dikkate alarak ‘:)‘ ve ‘:(’ veri seti oluşturmuşlardır. Bu çalışmalarında Naive Bayes ve Destek Vektör Makinelerini kullanmışlardır. Naive Bayes %80 civarında bir başarım elde ederken, Destek Vektör Makineleri ile sonuç %70 civarında bir başarım elde etmişlerdir. Ayrıca topladıkları tweetler içerisinden bir bölümünü, herhangi bir duygu içermiyor diye etiketleyip modeli eğittiklerinde ise %40 civarında bir doğruluk oranı elde etmişlerdir. (GO ve ark., 2009)

2011 yılında Kouloumpis, Wilson ve Moore tarafından yapılan bir başka çalışmada ise duygu içeren etiketler ve duygu ifade eden karakterler ile veri setini elde etmişlerdir. Bu elde ettikleri veri seti üzerinde Doğal Dil İşleme yöntemleri ile ön işlem gerçekleştirmişlerdir. Bu işlemler sonucunda elde ettikleri veri setlerini, etiket içerikli ve duygu karakteri içerenleri ayrı ayrı modellediklerinde düşük başarım elde ederken, her iki veri setini birlikte modellediklerinde daha yüksek bir başarım elde etmişlerdir. (MOORE ve ark., 2011)

2015 yılında Akgül, Ertano ve Diri tarafından yapılan Türkçe tweetler üzerindeki duygu analizi çalışmasında ise belirli etiketlerle topladıkları tweetler üzerinde ön işlemler uygulamışlardır. Bu ön işlem aşamasında tweetler içerisinde, çalışmalarında herhangi bir fayda sağlamayacağı karakter ve kelimelerin temizlenmesini gerçekleştirmişlerdir. Sonuçların başarımını ölçmek için F-Ölçüm metriği kullanmışlardır. Uyguladıkları n-gram yöntemleri ile %70 civarı bir başarım elde etmişlerdir. (AKGUL ve ark., 2015)

2016 yılında Kaynar, Yıldız, Görmez ve Albayrak tarafından yapılan çalışmada ise film yorumları üzerinden duygu analizi çalışması gerçekleştirmişlerdir. Kullandıkları makine öğrenmesi yöntemleri ile başarımı ölçmeyi hedefleyen çalışmada, Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makinelerinde yüksek başarım elde etmişlerdir. (KAYNAR ve ark., 2016)

2017 yılında Ayata, Saraçlar ve Özgür tarafından yapılan çalışmalarında ise dört farklı sektör ve konulardaki Türkçe tweetler üzerinde bir duygu analizi gerçekleştirmişlerdir. Çalışmalarında Karar Destek Makinesi ve Rastgele Orman sınıflandırıcı makine öğrenmesi algoritmalarını kullanmışlardır. Çalışma sonunda Karar Destek Makinesinin daha başarılı sonuç verdiğini ortaya koymuşlardır. (AYATA ve ark., 2017)

2017 yılında Wehrmann, Becker, Cagnini ve Barros tarafından yapılan çalışma ise daha önceki çalışmalardan farklı bir yöntem geliştirmişlerdir. Daha önceki çalışmaların makine öğrenmesi temelli ve tek dil bazlı olmasını eleştirmişlerdir. Bu soruna istinaden çalışmalarında derin öğrenme yöntemlerinden faydalanarak dört farklı dilde model eğitimi gerçekleştirmişlerdir. Kullandıkları Conv-Char-S derin öğrenme yöntemi ile %72 doğruluk oranı, %75 F-ölçümü elde etmişlerdir. (WEHRMANN ve ark., 2017)

2018 yılında Yelmen, Zontul, Kaynar ve Sonmez tarafından yapılan çalışmada üç farklı özellik seçim ve makine öğrenmesi algoritmasının, hibrit şekilde kullanılarak GSM operatörlerine yönelik atılan Türkçe tweetlerin sınıflandırılmasındaki başarımlarını ölçmüşlerdir. Bu aşamada veri seti oluşturma aşamasında Doğal Dil İşleme yöntemlerinden faydalanarak, tweet içeriği temizlemişler, kelime düzeltme işleminden sonra kelime köklerini bulmuşlar, tekrarlanan kelimeleri ve cümleler veri setinden temizlemişlerdir. Makine öğrenmesi temelli bir model gerçekleştirdikleri için özellik seçiminde farklı algoritmalar kullanarak 200 ayırt edici özellik seçimi yapmışlardır. Özellik seçiminde Genetik Algoritma ve sınıflandırmada Destek Vektör Makinelerinin hibrit şekilde kullanımında yüksek başarım elde etmişlerdir. (YELMEN ve ark., 2018)

2019 yılında Alharbi ve Doncker tarafından yapılan çalışma kapsamında ise derin öğrenme modellerine değinilmiştir. Bu çalışma sadece tweetlere değil, kullanıcı davranışlarını da dikkate alan bir Evrişimli Sinir Ağı kullanılmış ve başarımı gözlemlenmiştir. Çalışma sonunda yaklaşık %88'lik başarım elde etmişlerdir. Gelecek çalışmalarda ise Uzun Kısa Süreli Bellek ile ilgili çalışmalar önermişlerdir. (Alharbi & de Doncker, 2019)

2019 yılında Tokat, Shehu, Sharif ve Uyaver tarafından yapılan bir başka çalışmada ise Türkçe tweetler üzerinde duygu analizi için Destek Vektör Makinesi ve Rastgele Orman algoritmalarını kullanmışlardır. Veri seti üzerinde Zemberek kütüphanesini kullanarak veri ön işleme aşamasından geçirmişledir. Çalışma sonucunda %88.5'lik bir başarım oranı ile Rasgele Orman algoritması ile daha başarılı bir sonuç elde etmişlerdir. (SHEHU et al., 2019)

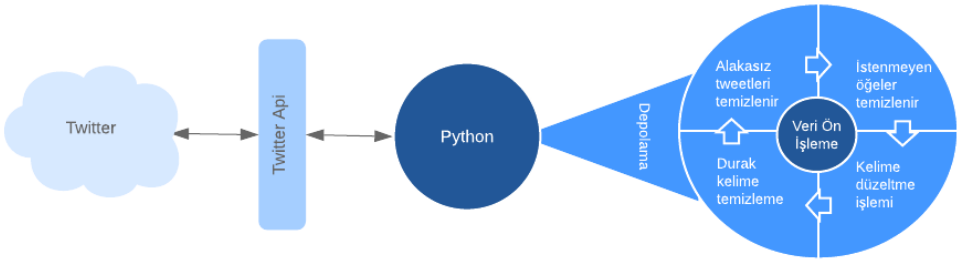
2020 yılında Salur ve Aydın derin öğrenme yöntemleriyle GSM operatörlerine yönelik atılan tweetlerin olumlu, olumsuz ve nötr olmak üzere duygu sınıflandırmasını yapmışlardır. Çalışmalarında veri seti üzerinde Doğal Dil İşleme yöntemleri ile veri içeriğini temizlemişlerdir. Dört farklı derin öğrenme modelini ve hibrit yaklaşım modelini eğiterek başarım oranlarını karşılaştırmışlardır. En yüksek başarım oranını Evrişimli Sinir Ağları ve Çift Yönlü Uzun Kısa Süreli Bellek hibrit modeli ile yaklaşık %82'lik başarım oranı elde etmişlerdir. (SALUR & AYDIN, 2020)

3. VERİ SETİ

Twitter, Mart 2006 tarihinde Jack Dorsey tarafından kurulan bir sosyal paylaşım platformudur. Kullanıcılar 280 karakter ile paylaşımlarını yaptığı, isterlerse diyez (#) karakteri ile belli bir konuda etiketleme

yapabildikleri gibi et (@) işareti ile twitter içerisinde bulunan bir kullanıcıyı paylaşımlarına ekleyebildikleri büyük bir platform haline gelmiştir. Twitter, koruduğu bu sadelik ile birlikte 2013 yılında en çok ziyaret edilen sitelerden birisi olmuştur. 2020 yılı itibariyle 340 milyon aktif kullanıcıya ulaşan twitter'da her dakika yaklaşık 98 bin paylaşım yapılmaktadır. (Wikipedia)

Bu çalışmada kullanılacak olan veri seti işlemleri Şekil 1'deki aşamaları içermektedir.



Şekil 1. Veri Toplama ve Ön İşlem Aşaması

3.1. Veri Setinin Elde Edilmesi

Çalışma kapsamında veri seti oluşturabilmek için Twitter API'den yararlanılmış ve Python Tweepy kütüphanesi ile bir modül geliştirilmiştir. API ile sadece 7 günlük tweetlere ulaşılabilmektedir. Bu modül ile GSM operatörlerine yönelik atılan 13-03-2020 ile 19-03-2020 ve 15-04-2020 ile 21-04-2020 tarihleri arasında tweetler toplanmıştır. Daha net ve çalışmaya uygun veri seti elde etmek için retweet içermeyen, Türkçe içerikli toplam 32 bin tweet toplanmıştır.

3.2. Veri Ön İşleme Aşamaları

Ham hali ile toplanmış tweetler içerisinde birçok anlamsız paylaşımlar bulunmaktadır. Çalışmada sadece GSM operatörlerine yönelik bir çalışma yapılacağından, operatörlere yönelik olmayan ve duygu içermeyen tweetleri veri içerisinden temizlemek gerekmektedir. Bu aşamada veri belli başlı bazı işlemlerden geçirilmiştir. İlk olarak tüm veri seti küçük haflere çevrilmiş ve paylaşımlar içerisinde çokça bulunan fakat çalışmamızda fayda sağlamayacak bazı kelimeler (ör: stad, maç, arena vb.) belirlenerek, yine Python aracılığıyla bu kelimeleri içeren tweetler silinmiştir.

Tweetler incelendiğinde içerisinde rakamlar, et (@) işareti ile bir başkasının etiketlenmesi, noktalama işaretleri, url adresleri gibi öğeler bulunmaktadır. Veri içerisinden bu gereksiz görülen öğelerden kurtulmak gerekmektedir. Burada veri seti içerisinde tek tek uğraşmak yerine düzenli ifadeler kullanılmıştır. Düzenli ifadeler algoritması, bir metin içerisinde belirtilen kurallara uygun kelime veya kelime öbeklerini bulmayı sağlamaktadır. (Thompson, 1968) Burada Python tabanlı düzenli ifadeler kullanarak, Tablo 1'deki öğeler veri seti içerisinden temizlenmiştir.

Tablo 1. Temizlenen Öğeler

@kullanıcıadı	Tweet içerisinde birisini etiketlemek için
https://url.web	Tweet içerisinde bir sayfa adresi paylaşımı
0 – 9	Rakamlar
ve, vb	3 karakterden kısa olan kelimeler
. , ( ) ! #	Her türlü noktalama işareti

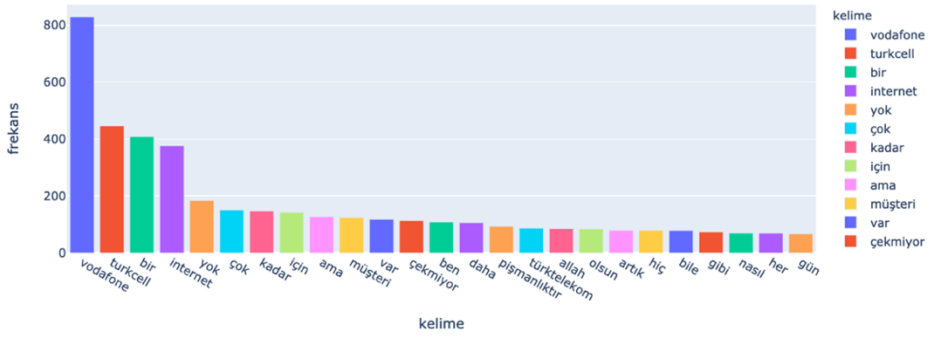
Bu işlemlerden geçirildikten sonra veri seti tekrar incelenmiştir. Twitter'ın verdiği karakter sınırına takılmadan tweet paylaşımı yapabilmek için bazı kısaltmaların veri içerisinde varlığı dikkatlerden kaçmamıştır. Bu aşamada modelimiz daha sağlıklı sonuç verebilmesi için kelimelerin anlamlı hale getirilmesi gerekmektedir. Bu işlemde Python programlama dili içerisinde, Java tabanlı Türkçe Doğal Dil

İşleme kütüphanesi olan Zemberek kullanılarak, kelimeler üzerinde düzeltme işlemi uygulanmıştır. (Zemberek)

Ör: çekmiyo → çekmiyor

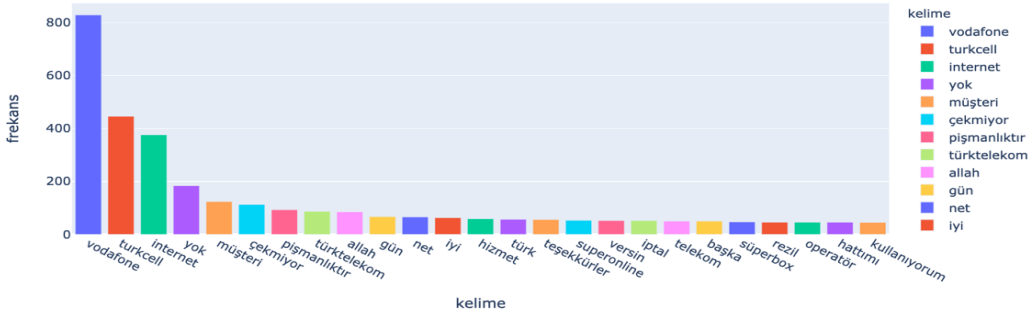
brbat → berbat

Bu işlemlerden sonra zemberek kütüphanesi yardımıyla veri seti içerisinde bir çok kelime düzeltme işlemine tabi tutulmuştur. Düzeltme işleminden sonra veri setinde bulunan ama herhangi bir anlam ifade etmeyen durak kelimelerin mevcut olduğu gözükmektedir. Her dilde sık olarak kullanılan fakat cümleye herhangi bir anlam katmayan durak kelimeler veri setinden temizlemek için Python da Türkçe durak kelimeleri içeren NLTK kütüphanesinden yararlanılmıştır. NLTK kütüphanesi içerisindeki durak kelimelere ilaveler yapılarak, veri seti içerisinden bu kelimelerin temizlenmesi sağlanmıştır. (Durak Kelimeler)



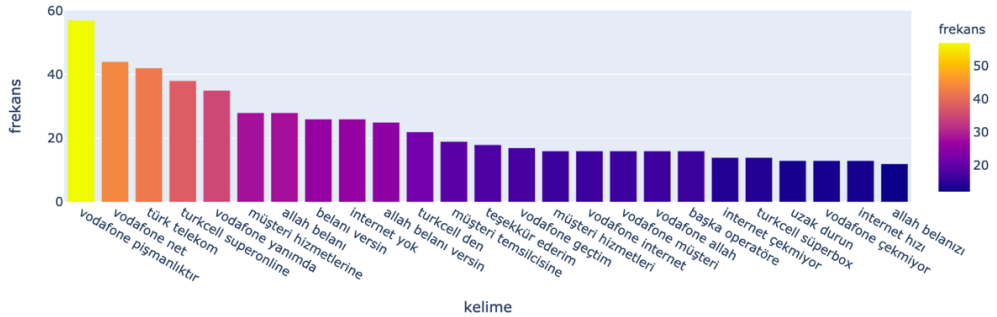
Şekil 2. Durak Kelimeler Silinmeden Kelime Sıklığı

Şekil 2'de durak kelimeler tüm veri setince mevcut olduğu gözükmektedir. (kadar, için, ama vb.) Veri setini bu durak kelimelerden temizlendikten sonra Şekil 3'deki gibi bir kelime sıklığına sahip olunmuştur.



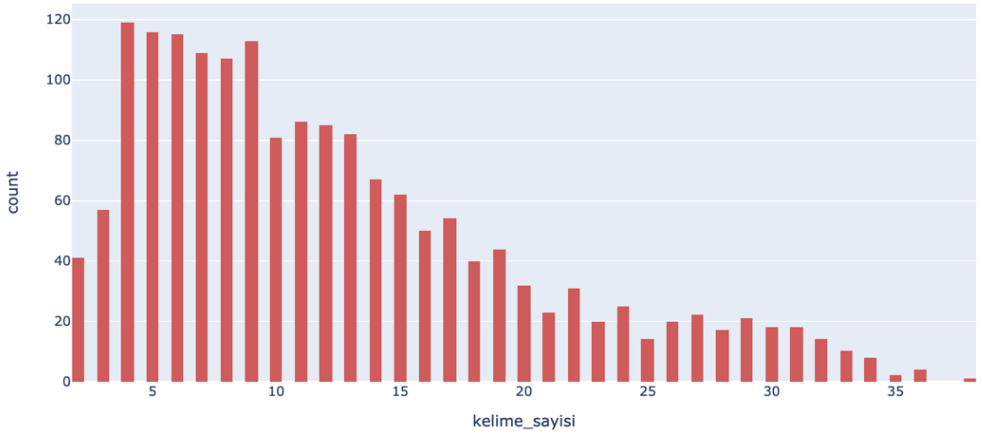
Şekil 3. Durak Kelimeler Silindikten Sonra Kelime Sıklığı

Veri ön işleme aşamalarını tamamlandıktan sonra tüm veri setinde en çok birlikte kullanılan iki kelimeyi Şekil 4'deki gibi analiz ederek görebilmekteyiz.



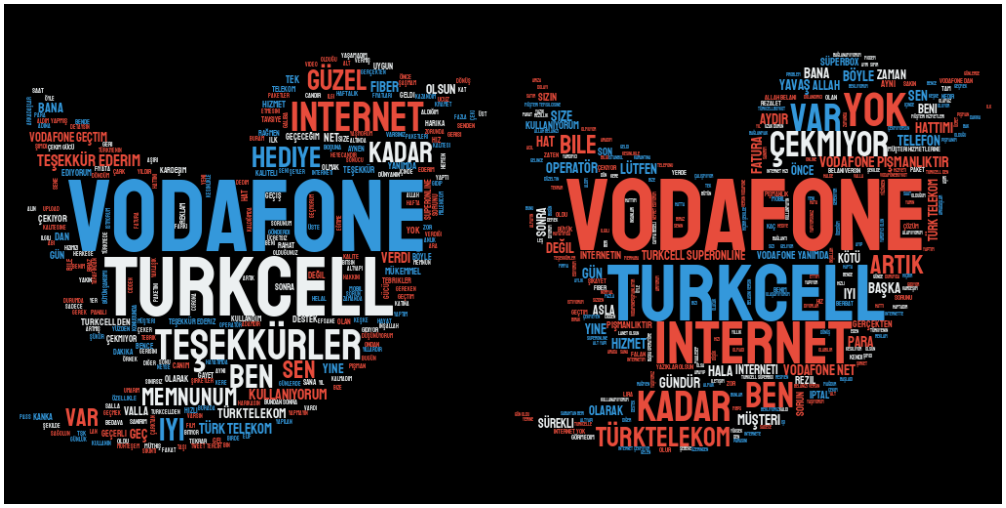
Şekil 4. Birlikte Kullanılan En Çok Kelimeler

Bu çalışma kapsamında, duygu analizi sınıflandırması derin öğrenme yöntemleriyle gerçekleştirilmiştir ve bu aşamada kelime temsili uygulanmıştır. Burada kullanılan kelime temsili işleminde tweet uzunlukları standart bir uzunluğa getirilmiştir. Burada tüm veri seti tweet uzunlukları kelime sayısı Şekil 5'deki gibi bir dağılıma sahiptir.



Şekil 5. Tweet Kelime Sayıları

Tüm bu aşamalardan geçirilen veri seti Şekil 6'daki gibi olumlu ve olumsuz kelime bulutuna sahip olmuştur.



Şekil 1. Olumlu ve Olumsuz Tweet Kelime Bulutu

Çalışma için bu aşamalardan geçirilen ham veri Tablo 2'deki gibi duygu içeren, anlamlı ve modellenebilir hale getirilmiş 1675 adet farklı tweeti içermektedir.

Tablo 2. Veri Seti

Operatör	Olumlu	Olumsuz	Toplam
Türkcell	102	515	617
Vodafone	112	665	777
Türk Telekom	41	240	281
			1675

4. DERİN ÖĞRENME MODELİ

Bu çalışma kapsamında kelime vektör temsili kullanarak üç farklı derin öğrenme modeli ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Veri seti eğitim ve test olarak iki parçaya ayrılmıştır. Test için ayrılan veri seti öğrenme modeline hiç dahil edilmemiştir. Modelin oluşturulması aşamasında Python Keras kütüphanesi kullanılmıştır. Tüm derin öğrenme modelleri aynı katman, hücre sayısı ve veri seti üzerinde eğitilmiş ve test edilmiştir. Veri seti dağılımı Tablo 3'de gözüktüğü gibi ayrılmıştır.

Tablo 3. Veri Seti Dağılımı

	Eğitim	**Test**
Vodafone	730	47
Türkcell	579	38
Türk Telekom	238	43

4.1. Kelime Vektör Temsili

Kelimeleri vektörel formata çevirmek için Keras Tokenizer kütüphanesinden faydalanılmıştır. (Tokenizer) Bu kütüphane aracılığıyla veri seti içerisindeki tüm benzersiz kelimeler numaralandırılarak kelime vektör uzayı oluşturulmuştur. Kelimeler anlamsal olarak vektörel formata dönüştürüldükten sonra anlam kazanmaktadır.

4.2. Evrişimli Sinir Ağları

İleri beslemeli bir ağ olan Evrişimli Sinir Ağları görüntü işleme, ses analizi, Doğal Dil İşleme gibi birçok alanda kullanılmaya başlanmıştır. (Zhang ve ark., 2018) Görüntü işleme gibi iki boyutlu düzlemde çalışan Evrişimli Sinir Ağları, tek boyutlu veri dizilerine de uygulanabilmektedir. Evrişimli Sinir Ağları 1D, verilen tek boyutlu dizi içerisinden özellikleri çıkartarak başarılı sonuçlar elde etmektedir.

4.3. Tekrarlayan Sinir Ağları

Geleneksel sinir ağlarında girdi ve çıktılar tamamen birbirinden bağımsız olarak model tarafından işlenmektedir. Tekrarlayan Sinir Ağları ise, önceki çıktıyı tekrar girdi olarak kullanmaya izin veren, geri beslemeli bir yapıya sahiptir. Önceki çıktıyı yeni girdi ile tekrar kullanabilmek için Tekrarlayan Sinir Ağlarının bir belleğe sahip olduğunu söyleyebiliriz.

4.4. Uzun Kısa Süreli Bellek

Geri beslemeli bir ağ olan Uzun Kısa Süreli Bellek, Tekrarlayan Sinir Ağlarının geliştirilerek elde edilmiş özel bir türüdür. (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) Uzun süreli bellek hafızası, önceki durumları taşıma katmanını kullanarak sürekli eğitimde etkisini sürdürmeyi amaçlamıştır. Uzun süreli bellek hafızası nedeniyle zaman serisi, anomali tespiti, konuşma tanıma, Doğal Dil İşleme gibi konularda Tekrarlayan Sinir Ağlarına göre daha başarılı sonuç ortaya koymaktadır.

4.5. Derin Öğrenme Model Tasarımı

Model tasarımı gerçekleştirilirken, algoritmaların performanslarını ölçebilmek için üç farklı algoritma tasarımı da aynı şekilde modellenmiştir. Tablo 4'de tasarlanan model kullanılacak derin öğrenme modelleri için sabit tutulmuştur.

Tablo 4. Model Tasarımı Katman Bilgisi

Tip	**Hücre**
Embedding	15
CNN,RNN,LSTM	32
Dropout	0.2
CNN,RNN,LSTM	16
Dropout	0.2
CNN,RNN,LSTM	8
Dense	1

5. UYGULAMA

Veri setinin işlenebilir hale getirilmesinden ve derin öğrenme modellerinin tasarlamasından sonra duygu analizi sınıflandırma çalışması yapılmıştır. Öğrenme sırasında gizli katmanlarda aktivasyon fonksiyonu (activation function) olarak relu, çıkış katman fonksiyonu sigmoid, kayıp fonksiyonu (loss function) olarak binary crossentropy, optimizasyon fonksiyonu (optimizer) olarak rmsprop, öğrenme oranı (learning rate) 0.001, parametrelerin güncellenmesi için batch size 8, overfitting önlemek için regularization, doğrulama (validation split) için 0.01 oranında veri seti kullanılmıştır. Her GSM operatörü için farklı olarak ve tüm veri setinin birlikte eğitilmiş model sonuçları Tablo 5,6,7,8'de değişken epoch değerleri için ölçülmüştür.

Tablo 5. Vodafone Eğitim Sonuç Değerleri

Vodafone	Evrişimli Sinir Ağları		Tekrarlayan Sinir Ağları		Uzun Kısa Süreli Bellek	
Epoch	6	9	6	9	6	9
Doğruluk %	85.87	85.87	94.24	96.84	95.06	**97.81**
Test %	80.85	80.85	80.36	85.11	91.49	**87.23**

Tablo 6. Türkcell Eğitim Sonuç Değerleri

Türkcell	Evrişimli Sinir Ağları		Tekrarlayan Sinir Ağları		Uzun Kısa Süreli Bellek	
Epoch	6	9	6	9	6	9
Doğruluk %	83.91	83.91	90.66	96.54	93.77	**98.64**
Test %	76.32	76.32	84.21	89.47	84.21	**94.74**

Tablo 7. Türk Telekom Eğitim Sonuç Değerleri

Türk Telekom	Evrişimli Sinir Ağları		Tekrarlayan Sinir Ağları		Uzun Kısa Süreli Bellek	
Epoch	6	9	6	9	6	9
Doğruluk %	85.66	85.66	92.03	**98.80**	85.66	90.44
Test %	82.76	82.76	79.31	**89.66**	82.76	86.21

Tablo 8. Tüm Veri Seti Eğitim Sonuç Değerleri

Tüm Veri Seti	Evrişimli Sinir Ağları		Tekrarlayan Sinir Ağları		Uzun Kısa Süreli Bellek	
Epoch	6	9	6	9	6	9
Doğruluk %	85.28	90.01	92.53	94.75	92.09	**96.08**
Test %	82.74	86.31	81.55	83.93	84.52	**85.71**

Derin öğrenme modelleri sonuçlarına göre, Evrişimli Sinir Ağları küçük veri setleri üzerinde 9 epoch değerine kadar başarımı artıramamıştır. Uzun Kısa Süreli Bellek ise Vodafone, Türkcell ve tüm veri setinde diğer yöntemlere göre daha başarılı bir sonuç elde etmiştir. Bu başarımı elde etmesindeki temel sebep, yapısında bulunan taşıma katmanı vasıtasıyla çıktıların sürekli eğitimde kullanılarak özellik çıkarımında daha başarılı sonuçlar vermesinden kaynaklanmaktadır. Türk Telekom veri setinde ise Tekrarlayan Sinir Ağları daha yüksek başarım elde etmiştir. Burada veri setinin daha küçük olması, Tekrarlayan Sinir Ağlarında daha hızlı öğrenerek başarımı artırdığı gözlemlenmiştir.

6. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu çalışma, twitter üzerinde GSM operatörlerine yönelik atılan tweetlerin derin öğrenme yöntemleriyle duygu analizi sınıflandırma çalışmasını içermektedir. Veri seti elde etmek için Python Tweepy kütüphanesi ve Twitter API kullanılmıştır. Daha sonra veri seti, ön işleme ve Doğal Dil İşleme yöntemleri ile daha anlamlı getirilmiştir. Bu aşamalardan sonra Python Keras kütüphanesi kullanılarak üç farklı derin öğrenme modeli ile duygu sınıflandırma çalışması gerçekleştirilmiştir. Tüm veri setine ve tasarlanan modelin kodlarına https://github.com/birolemekli/gsm-tweet-sentiment-analysis adresinden ulaşılabilmektedir. Daha önceki Türkçe dilinde duygu sınıflandırılması üzerine yapılan makine öğrenmesi temelli yaklaşımlarda, özellik temelli sınıflandırma yaklaşımları benimsenmiştir. Bu çalışma ise derin öğrenme temelli bir yaklaşımla, sınıflandırmada kullanılacak özelliklerin, modelin kendisinin ayırt etmesi sağlanmıştır. Derin öğrenme modeli prensibine göre özelliklerinin model tarafından ayırt edilmesi, aslında özellik olarak görülmeyen bir değişkenin değer katabilmesini sağlamaktadır. Bu fark ise veri setinde bulunmayan bir tweetin, duygu sınıflandırılmasını yaparken daha fazla parametreye bakarak karar vermesini sağlamaktadır. Bu çalışma ile derin öğrenme modellerinden; Uzun Kısa Süreli Bellek modelinin, Evrişimli Sinir Ağları ve Tekrarlayan Sinir Ağlarından daha başarılı sonuç elde ettiği gözlemlenmiştir. Derin öğrenme algoritmaları ile özellik bağımlı duygu sınıflanmasından kurtularak, farklı formatlardaki tweetlerin duygu sınıflandırılmasının yapılabilmesi hedeflenmiştir.

Gelecek çalışmalarda ise doğal afet anında, bayramlarda, kampanyalarda atılan olumlu ve olumsuz tweetlerin modele dahil edilerek, başarımın artırılması hedeflenmektedir.

KAYNAKÇA

AKGUL, E. S., ERTANO, C., & DIRI, B. (2015). *Twitter Verile ile Duygu Analizi*. *13*(3), 331. https://doi.org/10.18907/jjsre.13.3_331_1

Alharbi, A. S. M., & de Doncker, E. (2019). Twitter sentiment analysis with a deep neural network: An enhanced approach using user behavioral information. In *Cognitive Systems Research* (Vol. 54, pp. 50–61). https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.10.001

AYATA, D., Murat, S., & ÖZGÜR, A. (2017). *Makine Öğrenmesi ve Kelime Vektör Temsili ile Türkçe Tweet Sentiment Analizi*. *0*, 6–9.

Demirci, G. M., Keskin, S. R., & Dogan, G. (2019). Sentiment Analysis in Turkish with Deep Learning. In *Proceedings - 2019 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2019* (pp. 2215–2221). https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9006066

Durak Kelimeler https://github.com/ncarkaci/tr-preprocessing

GO, A., HUANG, L., & BHAYANI, R. (2009). *Twitter Sentiment Analysis*. *73*.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). LSTM can solve hard long time lag problems. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 473–479).

KAYNAR, O., Yıldız, M., Görmez, Y., & Albayrak, A. (2016). *Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Duygu Analizi*. *2345*, 5–12. https://scholar.google.com.tr/scholar?as_ylo=2018&q=duygu+analizi&hl=tr&as_sdt=0,5

MERAL, M., & DIRI, B. (2014). *Twitter Üzerinden Duygu Analizi*. *9*, 1939.

MOORE, J., KOULOUMPIS, E., & WILSON, T. (2011). *Twitter Sentiment Analysis*.

OZYER, B., ÇOBAN, Ö., & TUMUKLU OZYER, G. (2015). *Türkçe Twitter Mesajlarının Duygu Analiz*.

SALUR, M. U., & AYDIN, İ. (2020). *A Novel Hybrid Deep Learning Model for Sentiment Classification*.

SHEHU, H. A., TOKAT, S., SHARIF, M. H., & UYAVER, Ş. (2019). *Sentiment analysis of Turkish Twitter data*. *9*, 1–5.

Thompson, K. (1968). Regular expression search algorithm. In *Comm. ACM* (Vol. 11, Issue 6, pp. 419–422). https://doi.org/10.1145/363347.363387

Tokenizer https://keras.io/api/preprocessing/text/

WEHRMANN, J., BECKER, W., CAGNINI, H., & BARROS, R. (2017). *A Character-based Convolutional Neural Networkfor Language-Agnostic Twitter Sentiment Analysis*.

Wikipedia https://tr.wikipedia.org/wiki/Twitter

YELMEN, I., ZONTUL, M., KAYNAR, O., & SONMEZ, F. (2018). A novel hybrid approach for sentiment classification of TURKISH tweets for GSM operators. *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, *12*, 637–645.

Zemberek https://github.com/ahmetaa/zemberek-nlp

Zhang, L., Wang, S., & Liu, B. (2018). Deep learning for sentiment analysis: A survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, *8*(4), 1–25. https://doi.org/10.1002/widm.1253